



Εφαρμογή αλγορίθμων τεχνητού
ανοσοποιητικού συστήματος για την
επίλυση του προβλήματος του βέλτιστου
σχεδιασμού γραμμής προϊόντων

Βασιλική Νταμαδάκη

Μεταπτυχιακή εργασία για την μερική εκπλήρωση των απαιτήσεων του
ΜΔΕ Οργάνωση και Διοίκηση

Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης
Πολυτεχνείο Κρήτης

Επιβλέπων:
Στέλιος Τσαφαράκης

Τριμελής Επιτροπή Αξιολόγησης

Στέλιος Τσαφαράκης
Νικόλαος Ματσατσίνης
Ιωάννης Μαρινάκης

2015

Περίληψη

Οι επιχειρήσεις σήμερα προσπαθούν να επιβιώσουν μέσα σε ένα ολοένα και πιο ανταγωνιστικό περιβάλλον. Η βιωσιμότητά τους στο χρόνο αλλά και η κερδοφορία τους εξαρτάται από την παγκοσμιοποιημένη οικονομία, από τους κύκλους ζωής των προϊόντων αλλά και από τη ραγδαία ανάπτυξη της τεχνολογίας. Έτσι λοιπόν ένα από τα πιο σημαντικά θέματα που έχει να αντιμετωπίσει η επιχείρηση στη διάρκεια ζωής της είναι το πρόβλημα του βέλτιστου σχεδιασμού γραμμής προϊόντων. Στο πρόβλημα του βέλτιστου σχεδιασμού γραμμής προϊόντων η επιχείρηση βελτιστοποιεί τα χαρακτηριστικά των προϊόντων κάτω από ορισμένες συνθήκες (όπως το μερίδιο αγοράς ή μεγιστοποίηση κερδών). Κάθε προϊόν αναπαρίσταται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών (attributes) και επιπέδων για κάθε χαρακτηριστικό (attribute levels). Μέσω έρευνας αγοράς και χρήση μεθόδων συζυγούς ανάλυσης (conjoint analysis) μετρώνται οι προτιμήσεις των καταναλωτών στα διάφορα προϊόντα που θα τους ζητηθεί. Εν συνεχεία, από τα αποτελέσματα των μετρήσεων κατασκευάζονται πίνακες που περιλαμβάνουν τις προτιμήσεις των καταναλωτών στα επίπεδα των χαρακτηριστικών των εκάστοτε προϊόντων (partworths matrix). Μία κατηγορία αλγορίθμων με αυξανόμενη χρήση τους στη βιβλιογραφία αποτελεί το τεχνητό ανοσοποιητικό σύστημα, και ειδικότερα της υποκατηγορίας των αλγορίθμων επιλογής κλώνων. Στόχος λοιπόν της προκειμένης εργασίας είναι η ανάπτυξη και σύγκριση (για πρώτη φορά στη βιβλιογραφία) αλγορίθμων επιλογής κλώνων για το σχεδιασμό της βέλτιστης γραμμής προϊόντων.

Στα πλαίσια της εργασίας παρατηρούμε ότι οι παραλλαγές τύπου CLON-ALG1 έχουν στατιστικά σημαντικά καλύτερα αποτελέσματα έναντι παραδειγμάτων genetic και simulated annealing αλγοριθμικής, λόγω της ποικιλομορφίας που παρουσιάζουν στον πληθυσμό των λύσεων (αντισωμάτων). Επιπλέον οι τελεστές γειτονικής και αντιστρόφως ανάλογης υπερμετάλλαξης απαιτούν περισσότερο χρόνο ανά γενιά αλλά χρειάζονται λιγότερους υπολογισμούς της αντικειμενικής συνάρτησης ενώ ταυτόχρονα η εφαρμογή των τελεστών fcml, ελιτισμού και γήρανσης δεν παρουσίασαν συστηματικά σημαντικές διαφορές. Συμπεραίνουμε λοιπόν ότι οι αλγόριθμοι CLONALG1 είναι κατάλληλοι για την επίλυση τέτοιων πολύτροπων προβλημάτων και οι διαφορετικές παραλλαγές τους μπορούν να αντιμετωπίσουν πληθώρας φύσης προβλήματα.

Λέξεις - κλειδιά: βέλτιστη γραμμή προϊόντων, αλγόριθμοι επιλογής κλώνων

Πρόλογος - Ευχαριστίες

Η εκπόνηση της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας αποτελεί την ολοκλήρωση των υποχρεώσεων για την απόκτηση του Μεταπτυχιακού Διπλώματος Ειδίκευσης στον Τομέα Οργάνωσης και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης. Σε αυτό το σημείο θα ήθελα κατ' αρχάς να ευχαριστήσω τον υπεύθυνο καθηγητή μου, κύριο Τσαφαράκη για την πολύτιμη βοήθειά του και καθοδήγησή του καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της συγκεκριμένης εργασίας. Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω τον αρραβωνιαστικό μου Μιχάλη για την αμέριστη στήριξη που μου παρείχε όλο αυτό το χρονικό διάστημα, στον οποίο και αφιερώνω τη συγκεκριμένη εργασία. Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω και την οικογένεια μου που στάθηκε δίπλα μου σε όλα μου τα βήματα μου τόσα χρόνια τώρα.

Χανιά, Νοέμβριος 2015

Βασιλική Νταμαδάκη

Αρτικόλεξα και Σύμβολα Αλγορίθμων

IA	αλγόριθμοι τεχνητού ανοσοποιητικού (Immune-system Algorithms)
CSA	αλγόριθμοι επιλογής κλώνων (Clonal Selection Algorithms)
GA	γενετικοί αλγόριθμοι (Genetic Algorithms)
SA	Simulated Annealing
p_j	κέρδη πώλησης μονάδας προϊόντος j
n_{bags}	αριθμός προϊόντων ανά γραμμή
x_{ij}	δύτιμη μεταβλητή που δηλώνει αν ο καταναλωτής i αγοράσει ή όχι το προϊόν j
p_α	κέρδη γραμμής προϊόντων (αντισώματος) α
n_{comb}	αριθμός πιθανών διαφορετικών προϊόντων
n_{feat}	αριθμός χαρακτηριστικών προϊόντων
S_{bags}	πίνακας προϊόντων $n_{comb} \times n_{feat}$ με όλους τους πιθανούς συνδυασμούς χαρακτηριστικών
P_{feat}	διάνυσμα κόστους κάθε χαρακτηριστικού
n_{cust}	αριθμός πιθανών καταναλωτών
W	πίνακας προτιμήσεων καταναλωτών
s_{comp}	διάνυσμα ανταγωνιστικών προϊόντων
s_{bags}^j	σειρά - προϊόν j του πίνακα S_{bags}
n_{lev}	αριθμός επιπέδων ανά χαρακτηριστικό
J	το σύνολο των πιθανών προϊόντων
p_{base}	βασικό κέρδος προϊόντος
u_{ij}	χρησιμότητα προϊόντος j για καταναλωτή i
$u_{i,base}$	μέγιστη χρησιμότητα ανταγωνιστικού προϊόντος για καταναλωτή i
f_i	σχετική αρμοστικότητα αντισώματος i (βλέπε συνάρτηση 5.4)
F_i	απόλυτη αρμοστικότητα αντισώματος i (βλέπε συνάρτηση 5.5)
l	μέγιστος αριθμός γενιών (βλέπε αλγόριθμο 1)

k	μέγιστος αριθμός γενιών χωρίς βελτίωση (βλέπε αλγόριθμο 1)
δ	κατώφλι μεταβολής του μέσου σχετικού κέρδους του πληθυσμού αντισωμάτων (βλέπε αλγόριθμο 10)
P_i	πληθυσμός αντισωμάτων γενιάς i
N_{P_i}, N	μέγεθος πληθυσμού αντισωμάτων γενιάς i (βλέπε αλγόριθμο 1)
N_C	συνολικός αριθμός κλώνων ανά γενιά (βλέπε συνάρτηση 5.2 ή 5.3)
$f_{P_{new}}$	ποσοστό πληθυσμού που αντικαθίσταται από νέα τυχαία αντισώματα (βλέπε αλγόριθμο 1)
$n_{P_{new}}$	αριθμός αντισωμάτων που αντικαθίστανται από νέα τυχαία αντισώματα (βλέπε αλγόριθμο 1)
f_C	ποσοστό πληθυσμού που αντικαθίσταται από αντίστοιχο αριθμό κλώνων (βλέπε αλγόριθμο 1)
n_{P_i}	αριθμός αντισωμάτων που διατηρούνται και στη γενιά $i + 1$ (βλέπε αλγόριθμο 1)
β	πολλαπλασιαστικός παράγοντας καθορισμού του αριθμού κλώνων κάθε αντισώματος (βλέπε συνάρτηση 5.2 ή 5.3)
m_c	πλήθος θέσεων μετάλλαξης κλώνου c
f_{common}	ποσοστό ίδιων χαρακτηριστικών μεταξύ δύο αντισωμάτων (βλέπε αλγόριθμο 10)
ρ	εκθετικός παράγοντας καθορισμού του συνολικού αριθμού κλώνων (βλέπε συνάρτηση 5.3) ή του πλήθους θέσεων μετάλλαξης
t_{lim}	κατώφλι αριθμού γενιών που διατηρείται ένα αντίσωμα στον πληθυσμό (βλέπε αλγόριθμο 11)

Περιεχόμενα

Περίληψη	2
Πρόλογος - Ευχαριστίες	3
Αρτικόλεξα και Σύμβολα Αλγορίθμων	4
1 Εισαγωγή	10
2 Το πρόβλημα του βέλτιστου σχεδιασμού γραμμής προϊόντων	12
2.1 Το πρόβλημα του βέλτιστου σχεδιασμού γραμμής προϊόντων . .	12
2.1.1 Μοντελοποίηση απόφασης	13
2.1.2 Κριτήριο Βελτιστοποίησης	15
2.1.3 Μοντελοποίηση προβλήματος	15
2.1.4 Μοντελοποίηση προβλήματος της εργασίας	17
2.2 Αλγόριθμοι βελτιστοποίησης που έχουν χρησιμοποιηθεί μέχρι στιγμής στο πρόβλημα	18
2.2.1 Coordinate Ascent	18
2.2.2 Γενετικός Αλγόριθμος	18
2.2.3 Simulated annealing	19
2.2.4 Greedy Heuristic	19
2.2.5 Divide-and-Conquer Heuristic	19
2.2.6 Product-Swapping Heuristic	20
2.2.7 Dynamic Programming Heuristic	20
2.2.8 Beam Search Heuristic	21
2.2.9 Nested Partitions Heuristic	21
2.2.10 Lagrangian relaxation with branch and bound	21
3 Αλγόριθμοι τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος	24
3.1 Φυσικό ανοσοποιητικό σύστημα	24
3.2 Τεχνητά ανοσοποιητικά συστήματα	25
3.2.1 Αλγόριθμος επιλογής κλώνων	26
3.3 Γενική επισκόπηση χρήσης αλγορίθμων τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος	28

4 Στόχοι	34
5 Μέθοδοι	35
5.1 Αλγόριθμοι επιλογής κλώνων προσαρμοσμένοι στο πρόβλημα βελτιστοποίησης τσαντών	35
5.1.1 Βασικός αλγόριθμος CSA	35
5.1.2 Δεδομένα και προσαρμογή στο πρόβλημα βελτιστοποίησης τσαντών	36
5.1.3 Κλωνοποίηση και αριθμός κλώνων	37
5.1.4 Τελεστές υπερμετάλλαξης	39
5.1.5 Τελεστές επιλογής με σταθερό μέγεθος πληθυσμού	42
5.1.6 Επιλογή με μεταβλητό μέγεθος πληθυσμού	43
5.1.7 Τελεστές γήρανσης	45
5.1.8 Ελιτισμός	46
5.2 Παραγωγή και στατιστική επεξεργασία αποτελεσμάτων	47
6 Αποτελέσματα	50
6.1 Προσαρμογή τιμών παραμέτρων	50
6.2 10 τσάντες	50
6.3 5 τσάντες	51
6.4 Δοκιμασία ευστάθειας	53
6.5 Δεδομένα προσομοίωσης	54
7 Συζήτηση - Συμπεράσματα	64
7.1 CSA vs GA	64
7.2 Στρατηγική επιλογής κλώνων	65
7.3 Στρατηγική ωρίμανσης	65
7.4 FCM	66
7.5 Ελιτισμός και γήρανση	66
7.6 Περιορισμοί και μελλοντικές κατευθύνσεις	67
A' Τιμές παραμέτρων	69

Κατάλογος Πινάκων

3.1	Αντιστοιχίσεις ορολογίας	27
3.2	Κατηγορίες εφαρμογών περιοχών εφαρμογής	30
3.3	Είδη προβλημάτων που έχουν επιλυθεί από CSA	32
3.4	Αριθμός δημοσιεύσεων που αφορούν CSA	32
6.1	Μεγέθοι προσομοιωμένων προβλημάτων σύμφωνα με τον Belloni et al. [6]	54
6.2	Μεγέθοι προσομοιωμένων προβλημάτων	54
6.3	Σύγκριση με τον SA από προσομοιωμένα δεδομένα πελατών	57
6.4	Σύγκριση με τον GA από προσομοιωμένα δεδομένα πελατών	58
6.5	Σύγκριση με τον από προσομοιωμένα δεδομένα πελατών	59
6.6	Βελτιστοποίηση γραμμής 10 τσαντών	60
6.7	Βελτιστοποίηση γραμμής 5 τσαντών με εσφαλμένα δεδομένα	61
6.8	Βελτιστοποίηση γραμμής 5 τσαντών	62
A'.1	Τιμές παραμέτρων για βελτιστοποίηση γραμμής 10 τσαντών	71
A'.2	Τιμές παραμέτρων για βελτιστοποίηση γραμμής 5 τσαντών	72
A'.3	Τιμές παραμέτρων για βελτιστοποίηση γραμμής 5 τσαντών με σφάλματα	73
A'.4	Τιμές παραμέτρων από προσομοιωμένα δεδομένα πελατών	74
A'.5	Τιμές παραμέτρων για σύγκριση με τον GA από προσομοιωμένα δεδομένα πελατών	75
A'.6	Τιμές παραμέτρων για σύγκριση με τον SA από προσομοιωμένα δεδομένα πελατών	76

Κατάλογος Σχημάτων

5.1	Συνοπτικό διάγραμμα των αλγορίθμων επιλογής κλώνων που δοκιμάστηκαν, μαζί με τα επιμέρους χαρακτηριστικά τους. . . .	49
6.1	Τα μέσα καλύτερα κέρδη συναρτήσει του αριθμού υπολογισμών στο πρόβλημα δέκα τσαντών	55
6.2	Τα μέσα καλύτερα κέρδη συναρτήσει του αριθμού υπολογισμών στο πρόβλημα πέντε τσαντών	55
6.3	Τα μέσα πληθυσμιακά κέρδη συναρτήσει του αριθμού υπολογισμών στο πρόβλημα πέντε τσαντών	56
6.4	Σύγκριση μέσων καλύτερων κερδών optAInet με statCLON-ALG1.	56
6.5	Σύγκριση μέσων πληθυσμιακών κερδών optAInet με statCLON-ALG1.	63

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

Οι επιχειρήσεις στις μέρες αντιμετωπίζουν πολλά θέματα προκειμένου να επιβιώσουν στην παγκοσμιοποιημένη αγορά. Η πληθώρα διαφορετικών προϊόντων που προσφέρονται στην αγορά, σε συνάρτηση με τους μικρούς κύκλους ζωής τους, καθώς και η ραγδαία τεχνολογική ανάπτυξη πιέζουν τις επιχειρήσεις να παράγουν συνεχώς νέα προϊόντα ή να μετασχηματίζουν ήδη υπάρχοντα προκειμένου να ανταπεξέλθουν στις διαρκώς αυξανόμενες ανάγκες και προσδοκίες των καταναλωτών. Οι επιχειρήσεις που καθυστερούν να ανταποκριθούν σε αυτές τις καταστάσεις του υψηλού ανταγωνισμού θέτουν τους εαυτούς τους σε μεγάλο κίνδυνο απομάκρυνσης τους από την αγορά. Όμως και το συνεχές λανσάρισμα νέων προϊόντων ελλοχεύει κινδύνους για την επιβίωση της επιχείρησης, καθώς η εναπόθεση κεφαλαίων σε ανάπτυξη προϊόντων που τελικά δεν θα τους αποφέρουν τα επιθυμητά κέρδη μπορεί να έχει καταστροφικές συνέπειες στην κερδοφορία της επιχείρησης.

Προκειμένου λοιπόν να ελαχιστοποιηθούν όλοι οι κίνδυνοι που αναφέραμε προηγουμένως, οι μάνατζερς κάθε επιχείρησης προσπαθούν να εκτιμήσουν στο πρώιμο στάδιο του σχεδιασμού του προϊόντος, πως θα αντιδράσει η αγορά από την διεύθυνση του νέου αυτού προϊόντος. Το πρόβλημα λοιπόν του βέλτιστου σχεδιασμού γραμμής προϊόντων αποτελεί αντικείμενο μελέτης εδώ και πάρα πολλά χρόνια. Πρώτη φορά ο Zufryden [1] παρουσίασε το πρόβλημα του βέλτιστου σχεδιασμού ενός προϊόντος, ενώ λίγα χρόνια αργότερα το 1985 οι Green and Krieger [2] παρουσίασαν το πρόβλημα του βέλτιστου σχεδιασμού γραμμής προϊόντων, όπου το μελετάμε ακόμα και σήμερα. Στα πλαίσια επίλυσης του συγκεκριμένου προβλήματος θεωρούμε ότι τα προϊόντα αποτελούνται από χαρακτηριστικά (attributes) και το κάθε χαρακτηριστικό αποτελείται από επίπεδα (attribute levels), για τα οποία ο καταναλωτής δηλώνει την προτίμησή του (partworth). Η μέτρηση των προτιμήσεων των καταναλωτών γίνεται με τη βοήθεια της μεθόδου της συζυγούς ανάλυσης (conjoint analysis). Σε επόμενο κεφάλαιο γίνεται εκτενέστερη ανάλυση του προβλήματος και των μεταβλητών του.

Το πρόβλημα του βέλτιστου σχεδιασμού γραμμής προϊόντων έχει αποδειχθεί ότι ανήκει στην κατηγορία των NP-hard προβλημάτων, που σημαίνει ότι

δεν υπάρχει αλγόριθμος που να μπορεί να πιστοποιήσει σε πολυωνυμικό χρόνο ότι το βέλτιστο που προσδιορίζει είναι το ολικό βέλτιστο του προβλήματος. Για την επίλυση του συγκεκριμένου προβλήματος έχουν εφαρμοστεί πάρα πολλές ευρετικές μέθοδοι. Χαρακτηριστικά μπορούμε να αναφέρουμε τον Δυναμικό Προγραμματισμό από [3], Beam Search [4], Γενετικοί αλγόριθμοι [5] και Lagrangian Relaxation with Branch and Bound [6].

Εντούτοις, για την επίλυση του συγκεκριμένου προβλήματος δεν έχουν χρησιμοποιηθεί μέχρι στιγμής αλγόριθμοι τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος. Η συγκεκριμένη κατηγορία αλγορίθμων κερδίζει όλο και περισσότερο το ενδιαφέρον των μελετητών που τους χρησιμοποιούν για την επίλυση μιας ευρείας γκάμας προβλημάτων. Η κατηγορία αυτή ανήκει σε μία ευρύτερη οικογένεια αλγορίθμων που βασίζονται σε λειτουργίες της φύσης όπως είναι ο γενετικός αλγόριθμος, ο αλγόριθμος simulated annealing, ο tabu search. Οι αλγόριθμοι που ανήκουν στην κατηγορία των αλγορίθμων τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος μιμούνται τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου ανοσοποιητικού συστήματος. Παρόλα αυτά, υιοθετούν μόνο μερικές βασικές αρχές, αυτές της επιλογής κλώνων, της θεωρίας ανοσοποιητικού δικτύου και της αρνητικής επιλογής, καθώς το ανθρώπινο ανοσοποιητικό σύστημα χαρακτηρίζεται από υψηλή πολυπλοκότητα.

Οι αλγόριθμοι του τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος και συγκεκριμένα η κατηγορία των αλγορίθμων επιλογής κλώνων που μελετάμε και εμείς στην παρούσα εργασία έχει εφαρμοστεί σε πληθώρα προβλημάτων, έχοντας αρκετά καλά αποτελέσματα. Όπως φαίνεται όμως στην μέχρι τώρα βιβλιογραφία, οι αλγόριθμοι αυτοί δεν έχουν ξαναχρησιμοποιηθεί στο πρόβλημα του βέλτιστου σχεδιασμού της γραμμής προϊόντων. Στη συνέχεια της εργασίας αυτής, και συγκεκριμένα στην ενότητα 2, γίνεται εκτενής ανάλυση του προβλήματος του βέλτιστου σχεδιασμού της γραμμής προϊόντων και στην ενότητα 3 αναλύουμε τους αλγορίθμους του τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος. Στην ενότητα 4 αναφέρουμε τους στόχους της συγκεκριμένης εργασίας, ενώ στην ενότητα 5 γίνεται εκτενής ανάλυση των παραλλαγών των αλγορίθμων που χρησιμοποιήσαμε στη συγκεκριμένη εργασία. Στη συνέχεια (ενότητα 6) παρουσιάζουμε όλα τα αποτελέσματα από την συγκεκριμένη μελέτη. Τέλος στην ενότητα 7 αναπτύσσουμε τη συζήτηση και τα συμπεράσματα των αποτελεσμάτων της ενότητας 6 καθώς επίσης προτείνονται και μελλοντικές κατευθύνσεις.

Κεφάλαιο 2

Το πρόβλημα του βέλτιστου σχεδιασμού γραμμής προϊόντων

2.1 Το πρόβλημα του βέλτιστου σχεδιασμού γραμμής προϊόντων

Οι επιχειρήσεις λόγω της παγκοσμιοποίησης της αγοράς αντιμετωπίζουν έντονο ανταγωνισμό και δυσκολία επιβίωσης. Η ραγδαία τεχνολογική ανάπτυξη, σε συνδυασμό με την πληθώρα των προϊόντων που προσφέρονται στην αγορά, καθώς και τους μικρούς πλέον κύκλους ζωής τους, πιέζουν τις επιχειρήσεις να παράγουν συνεχώς νέα προϊόντα ή να μετασχηματίζουν ήδη υπάρχοντα προκειμένου να ανταπεξέλθουν στις διαρκώς αυξανόμενες ανάγκες των καταναλωτών. Οι μάνατζερς των επιχειρήσεων προσπαθούν πριν εισέλθει ένα νέο προϊόν στην αγορά, ή/και κατά τη διάρκεια που βρίσκεται στο στάδιο σχεδιασμού του, να μπορούν να εκτιμήσουν επιτυχώς τη συμπεριφορά των καταναλωτών όταν το προϊόν τελικά εισαχθεί στην αγορά. Ως επακόλουθο ο βέλτιστος σχεδιασμός γραμμής προϊόντων αποτελεί σημαντικό αντικείμενο μελέτης τους.

Το συγκεκριμένο πρόβλημα αποτελεί αντικείμενο μελέτης εδώ και πάρα πολλά χρόνια, με πρώτη φορά εμφάνισής του από τον Zufryden [1], ο οποίος παρουσίασε το πρόβλημα του βέλτιστου σχεδιασμού ενός προϊόντος. Λίγα χρόνια αργότερα, το 1985, οι Green and Krieger [2] παρουσίασαν το πρόβλημα του βέλτιστου σχεδιασμού γραμμής προϊόντων, όπου το μελετάμε ακόμα και σήμερα.

Για την επίλυση του εν λόγω προβλήματος είναι απαραίτητη η μέτρηση των προτιμήσεων των καταναλωτών, προκειμένου οι επιχειρήσεις να γνωρίζουν τι προϊόν απαιτείται από την αγορά, αποφεύγοντας έτσι τον κίνδυνο της χρεωκοπίας από ζημιογόνα παραγωγή προϊόντων. Προκειμένου να γίνει η μέτρηση της ικανοποίησης των πελατών γίνεται έρευνα αγοράς, στην οποία χρησιμοποιούνται διάφορες μέθοδοι, με πιο διαδεδομένες τα ερωτηματολόγια και τις προσωπικές συνεντεύξεις. Τα προϊόντα αποτελούνται από χαρακτηριστικά (attributes) και το κάθε χαρακτηριστικό αποτελείται από επίπεδα (levels) και ο καταναλωτής δηλώνει την προτίμηση που έχει για κάθε επίπεδο του κάθε χαρακτηριστικού του

προϊόντος (partworths). Κάθε καταναλωτής προχωρά στην αξιολόγηση ενός συνόλου πραγματικών ή υποθετικών ανταγωνιστικών προϊόντων. Προκειμένου να προχωρήσει στην προαναφερόμενη αξιολόγηση των προϊόντων ο καταναλωτής χρησιμοποιεί διάφορες μεθόδους, όπως αυτή της κατάταξης (ranking) ή της σύγκρισης ανά δύο των υπό εκτίμηση προφίλ προϊόντων. Με τη βοήθεια της μεθόδου της συζυγούς ανάλυσης (conjoint analysis) πραγματοποιείται ανάλυση των δεδομένων που έχουν συλλεχθεί προηγουμένως από την έρευνα αγοράς. Κάθε καταναλωτής έχει τις δικές του προτιμήσεις, λόγω χάρη στην περίπτωση ενός υπολογιστή ένας πολιτικός μηχανικός ίσως χρειάζεται μεγάλη οθόνη, ενώ ένας μαθηματικός ίσως χρειάζεται καλύτερο επεξεργαστή.

Σε αυτό το σημείο να επισημάνουμε ότι ο γραμμικός συνήθως συνδυασμός των part-worths που αναφέρονται στα χαρακτηριστικά των προϊόντων δείχνουν την συνολική αξία-χρησιμότητα (utility) που εκτιμά να λάβει ο καταναλωτής από το συγκεκριμένο προϊόν. Αξιοσημείωτο είναι ότι οι προτιμήσεις των καταναλωτών εκτιμώνται σε τρία επίπεδα, σε ατομικό, σε τμηματικό και σε συνολικό επίπεδο. Συγκεκριμένα στο ατομικό επίπεδο για κάθε καταναλωτή εκτιμάται ένα μοναδικό σύνολο μερικών αξιών. Σε τμηματικό επίπεδο η αγορά θεωρείται ότι χωρίζεται σε ομογενή τμήματα στα οποία καταναλωτές που ανήκουν στο ίδιο τμήμα έχουν παρόμοιες προτιμήσεις. Τέλος στο συνολικό επίπεδο οι μερικές αξίες υπολογίζονται για το σύνολο των καταναλωτών του δείγματος.

Χρησιμοποιώντας ως δεδομένο τις προτιμήσεις των καταναλωτών οι επιχειρήσεις προχωρούν στον σχεδιασμό γραμμής προϊόντων, τα οποία θα ανταποκρίνονται στις απαιτήσεις και τις ανάγκες των μελών της αγοράς. Έτσι εκπληρώνονται οι στόχοι της επιχείρησης, που είναι η μεγιστοποίηση του μεριδίου αγοράς (market share maximization) ή η μεγιστοποίηση των κερδών της (profit maximization).

Το πρόβλημα του βέλτιστου σχεδιασμού γραμμής προϊόντων ανήκει στην κατηγορία των NP-hard προβλημάτων μιας και είναι αδύνατο σε πολυωνυμικό χρόνο να απαριθμηθεί ο πλήρης χώρος λύσεων. Όσο αυξάνεται ο αριθμός των χαρακτηριστικών και των επιπέδων των χαρακτηριστικών σε πραγματικό χρόνο, ο αριθμός των πιθανών προϊόντων αυξάνεται ραγδαία με αποτέλεσμα να είναι πρακτικά αδύνατη η επιλογή του κατάλληλου συνδυασμού χαρακτηριστικών και επιπέδων για το εκάστοτε προϊόν.

2.1.1 Μοντελοποίηση απόφασης

Ως μοντελοποίηση της απόφασης (choice modeling) ορίζουμε τη διαδικασία της προσομοίωσης της συμπεριφοράς του καταναλωτή, ο οποίος έχει να επιλέξει ανάμεσα σε ένα σύνολο εναλλακτικών. Η συγκεκριμένη διαδικασία υλοποιείται μέσω ενός μοντέλου επιλογής (choice model), το οποίο είναι η υποκειμενική διαδικασία κατά την οποία ο καταναλωτής ενσωματώνει πληροφορίες προκειμένου να επιλέξει ένα προϊόν μέσα από ένα σύνολο ανταγωνιστικών προϊόντων. Το μοντέλο επιλογής είναι ένα μαθηματικό μοντέλο που μετατρέπει τις χρησιμότητες των προϊόντων (που το άτομο καθορίζει σε σχέση με το σύνολο των

εναλλακτικών που έχει στη διάθεσή του) σε πιθανότητες επιλογής κάθε μιας εναλλακτικής. Οι κανόνες επιλογής, βέβαια, μπορεί να είναι είτε ντετερμινιστικές είτε στοχαστικές.

Ο κανόνας πρώτης επιλογής (first choice) ή της μέγιστης χρησιμότητας (maximum utility) υποθέτει ότι το κάθε άτομο πάντα αγοράζει το προϊόν που του προσδίδει την υψηλότερη χρησιμότητα. Σε αυτή την περίπτωση η εναλλακτική με την υψηλότερη χρησιμότητα λαμβάνει πιθανότητα επιλογής ίση με 1, ενώ οι υπόλοιπες εναλλακτικές παίρνουν την τιμή μηδέν. Βασικό μειονέκτημα του συγκεκριμένου κανόνα είναι ότι παρουσιάζει πληροφορία μόνο για το προϊόν με τη μεγαλύτερη αξία και δεν λαμβάνονται καθόλου υπόψη οι σχετικές αξίες που δόθηκαν από τους καταναλωτές στα υπόλοιπα σενάρια, με συνέπεια πάντοτε να παρουσιάζονται προβλήματα στα αποτελέσματα που βγάζει.

Η καταναλωτική συμπεριφορά για την επιλογή ενός προϊόντος είναι μια σύνθετη διαδικασία αποτελούμενη από πολλές τυχαίες παραμέτρους. Ο καταναλωτής δεν επιλέγει κατά κανόνα πάντα το προϊόν που αντιλαμβάνεται καλύτερα λόγω αστάθμητων παραγόντων, όπως είναι το υψηλό κόστος αναζήτησης και η μεγάλη ποικιλία. Για αυτό το λόγο αναπτύχθηκαν στοχαστικά μοντέλα που παρουσιάζουν πιο ρεαλιστικά τη διαδικασία λήψης αποφάσεων των καταναλωτών και αντιστοιχούν σε κάθε προϊόν μια πιθανότητα επιλογής, η οποία εξαρτάται από την τιμή της χρησιμότητας του (utility). Τα στοχαστικά (πιθανολογικά) μοντέλα χωρίζονται σε δύο μεγάλες κατηγορίες, αυτή των μοντέλων σταθερής αξίας (constant utility models) και αυτά της τυχαίας αξίας (random utility models).

Τα μοντέλα σταθερής αξίας υποθέτουν ότι όλες οι αξίες των προϊόντων είναι σταθερές και παρουσιάζουν τη στοχαστική φύση της ανθρώπινης συμπεριφοράς χρησιμοποιώντας ένα επίπεδο αβεβαιότητας στον κανόνα της απόφασης. Το πιο δημοφιλές μοντέλο σταθερής αξίας είναι το BTL, $p_{ij} = \frac{U_{ij}}{\sum_{j=1}^n U_{ij}}$ όπου p_{ij} είναι η πιθανότητα ο καταναλωτής i να επιλέξει το προϊόν j , U_{ij} είναι η συνολική αξία που δίνει ο καταναλωτής i στο προϊόν j και n είναι ο αριθμός των ανταγωνιστικών προϊόντων.

Οι Pessemier et al. [7] και ο Lesourne [8] ανέπτυξαν μοντέλα που επεκτείνουν το BTL. Συγκεκριμένα οι αξίες των προϊόντων μετασχηματίζονται με έναν εκθέτη ο οποίος ελέγχει τις τιμές των πιθανοτήτων επιλογής διατηρώντας την αυθεντική κατάταξη των προτιμήσεων. Έτσι λοιπόν στο μοντέλο των Pessemier et al. [7] ο εκθέτης a προσδιορίζεται από τον ερευνητή και μπορεί να πάρει διάφορες τιμές: $p_{ij} = \frac{U_{ij}^a}{\sum_{j=1}^n U_{ij}^a}$. Για μικρές τιμές του εκθέτη a , υπερεκτιμώνται οι πιθανότητες επιλογής για προϊόντα με χαμηλή αξία, ενώ όσο το a πλησιάζει το άπειρο το μοντέλο τείνει να είναι μοντέλο πρώτης επιλογής. Στο μοντέλο του Lesourne [8] ο εκθέτης έχει την τιμή 2, οπότε το μοντέλο είναι:

$$p_{ij} = \frac{U_{ij}^2}{\sum_{j=1}^n U_{ij}^2}.$$

Σε αντίθεση με τα μοντέλα σταθερής αξίας, τα μοντέλα τυχαίας αξίας θεωρούν ότι ο καταναλωτής πάντα επιλέγει την εναλλακτική με τη μεγαλύτερη αξία

(U) η οποία αποτελείται από δύο μέρη, το ντετερμινιστικό και το στοχαστικό μέρος. Το ντετερμινιστικό μέρος προσδιορίζεται από τη συνάρτηση που υπολογίζει τις υποκειμενικές αξίες (V) και το στοχαστικό μέρος (e) αναπαριστά την μη υπολογίσιμη απόκλιση στις αξίες οπότε $U = V + e$ [9].

Το μοντέλο MNL θεωρεί ανεξάρτητα σφάλματα (στοχαστικό μέρος) στον πληθυσμό των καταναλωτών σύμφωνα με τη διπλή εκθετική κατανομή. Η πιθανότητα ο πελάτης i να επιλέξει το προϊόν j με βάση την παραπάνω θεωρηση και την αρχή μεγιστοποίησης της αξίας δίνεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$p_{ij} = \frac{e_{ij}^U}{\sum_{j=1}^n e_{ij}^U}.$$

2.1.2 Κριτήριο Βελτιστοποίησης

Το πρώτο κριτήριο βελτιστοποίησης είναι αυτό της μεγιστοποίησης του μεριδίου αγοράς (share of choices) και εισήχθη από τους Shocker and Srinivasan [10]. Τα επόμενα χρόνια εισήχθησαν άλλα δύο κριτήρια βελτιστοποίησης αυτό του 'κέρδους του πωλητή' (seller's welfare) από τους Green et al. [11] και αυτό του 'κέρδους του αγοραστή' (buyer's welfare) το 1988 από τους Green and Krieger [12]. Σύμφωνα με το κριτήριο του κέρδους του αγοραστή υποθέτουμε ότι δεν υπάρχει καθόλου ανταγωνισμός και στόχος είναι η μεγιστοποίησης του αθροίσματος των αξιών (χρησιμοτήτων) που προσφέρουν τα υποψήφια προϊόντα στους καταναλωτές. Αυτό είναι το λιγότερο χρησιμοποιούμενο κριτήριο και αφορά κυρίως τη βελτιστοποίηση προϊόντων και υπηρεσιών που προσφέρονται από δημόσιους οργανισμούς. Στο κριτήριο του 'κέρδους του πωλητή' ο στόχος είναι η βελτιστοποίηση του κέρδους της εταιρίας. Αυτό είναι το πιο πολύπλοκο κριτήριο γιατί απαιτεί να ενσωματωθεί στην αντικειμενική συνάρτηση η οριακή απόδοση που προσδοχεί η εταιρία από κάθε επίπεδο του χαρακτηριστικού.

2.1.3 Μοντελοποίηση προβλήματος

Πριν προχωρήσουμε στην μοντελοποίηση του προβλήματός μας θα αναφέρουμε ξανά κάποιες βασικές ιδιαιτερότητες του συγκεκριμένου προβλήματος. Κατ' αρχάς, όπως έχουμε αναφέρει και σε προηγούμενη ενότητα το πρόβλημά μας ανήκει στην κατηγορία των NP-hard προβλημάτων, δηλαδή ο προσδιορισμός του πραγματικού ολικού βέλτιστου σε αποδεκτό χρόνο είναι αδύνατο. Έτσι λοιπόν σε πραγματικές συνθήκες, καθώς ο αριθμός των χαρακτηριστικών και των επιπέδων των προϊόντων αυξάνεται, αυξάνεται ραγδαία ο αριθμός των διαφορετικών προϊόντων που μπορεί να προκύψουν, με αποτέλεσμα η επιλογή του κατάλληλου συνδυασμού χαρακτηριστικών και επιπέδων να είναι πάρα πολύ πολύπλοκη και επίπονη. Λόγου χάρη σε ένα πρόβλημα με επτά (7) χαρακτηριστικά καθένα από τα οποία έχει έξι (6) επίπεδα ο αριθμός των προϊόντων που προκύπτουν από τον δυνατό συνδυασμό των χαρακτηριστικών και επιπέδων ανέρχεται σε 279936. Οι Kohli and Krishnamurti [13] το 1989 απέδειξαν ότι η βελτιστοποίηση του μεριδίου αγοράς στο πρόβλημα ενός μόνο προϊόντος είναι NP-hard και ένα χρόνο αργότερα το 1990 οι Kohli and Sukumar [3] απέδειξαν ότι το ίδιο

ισχύει και για τη βελτιστοποίηση του κέρδους του πωλητή και του αγοραστή (seller's welfare, buyer's welfare).

Σύμφωνα με τους Green and Krieger [2], για τη μοντελοποίηση του προβλήματος αρχικά πρέπει να προσδιοριστούν ένα σύνολο εναλλακτικών (σενάρια). Σε δεύτερο επίπεδο προσδιορίζονται οι παράμετροι που βελτιστοποιούν το πρόβλημα σύμφωνα με τον εκάστοτε αλγόριθμο που έχει επιλεγεί για τη λύση του. Σε αυτό το σημείο εγείρονται τα ερωτήματα για το ποιος θα είναι ο αριθμός των προϊόντων που θα συνθέσουν όλες τις εναλλακτικές και με ποιο τρόπο θα γίνει η αναπαράστασή τους, έτσι ώστε να περιλαμβάνονται όλες οι δυνητικά καλές λύσεις. Αυτή η προσέγγιση είναι γνωστή στη βιβλιογραφία ως one-step approach [12]. Βέβαια στις μέρες μας υπάρχει δυνατότητα σχεδιασμού των προϊόντων απευθείας από τις μερικές αξίες των επιπέδων τους χάρη στην ραγδαία ανάπτυξη των υπολογιστών με υψηλές ταχύτητες και στην ανάπτυξη και χρήση αλγορίθμων ανωτέρου επιπέδου.

Η μοντελοποίηση του προβλήματος εξαρτάται από το μοντέλο επιλογής που θα χρησιμοποιήσουμε καθώς και από κριτήριο βελτιστοποίησης. Έτσι λοιπόν, όπως αναφέραμε και παραπάνω, έχουμε ντετερμινιστικά μοντέλα επιλογής και πιθανολογικά, και ως κριτήρια βελτιστοποίησης έχουμε μεγιστοποίηση μεριδίου αγοράς (share of choices), κέρδος του πωλητή (seller's welfare) και κέρδος του αγοραστή (buyer's welfare). Η πιο συνηθισμένη προσέγγιση στη βιβλιογραφία είναι αυτή της επίλυσης του προβλήματος με βελτιστοποίηση του μεριδίου αγοράς και χρήση του μοντέλου πρώτης επιλογής (first choice rule).

Επιγραμματικά, ένα παράδειγμα προσέγγισης ντετερμινιστικών μοντέλων επιλογής, με κριτήριο βελτιστοποίησης τη μεγιστοποίηση του μεριδίου αγοράς, αποτελεί η χρήση του status quo προϊόντος, στο οποίο ο καταναλωτής εμφανίζει τη μεγαλύτερη προτίμηση. Ως στόχος είναι η ελαχιστοποίηση των καταναλωτών που προτιμούν τα status quo προϊόντα τους, η οποία είναι ισοδύναμη με την μεγιστοποίηση του αριθμού των καταναλωτών που αφήνουν τα προϊόντα status quo και επιλέγουν προϊόντα από τη γραμμή της επιχείρησης. Η επιχείρηση λοιπόν προσπαθεί να έχει το μεγαλύτερο πιθανό αριθμό των καταναλωτών σε σύγκριση με τους ανταγωνιστές της, χωρίς όμως να κανιβαλίζει την υπάρχουσα γραμμή προϊόντων.

Αν έχουμε ως κριτήριο βελτιστοποίησης το κέρδος του αγοραστή τότε δεν προσδιορίζεται status quo προϊόν, αλλά ο καταναλωτής διαλέγει το προϊόν από τη γραμμή προϊόντων που μεγιστοποιεί την αξία του. Και τέλος στην περίπτωση όπου κριτήριο βελτιστοποίησης είναι το κέρδος του πωλητή έχουμε ότι η εταιρία στοχεύει στην μεγιστοποίηση του περιθωρίου του κέρδους της, το οποίο επιτυγχάνεται με την εισαγωγή μιας γραμμής νέων προϊόντων. Η εταιρία μπορεί να διαθέτει ήδη κάποια προϊόντα στην αγορά και ο ανταγωνισμός αναπαρίσταται με την ύπαρξη ενός status quo προϊόντος για κάθε καταναλωτή [3].

Στην περίπτωση όμως που έχουμε πιθανολογικά μοντέλα επιλογής υποθέτουμε ότι η αγορά αποτελείται από ένα σύνολο N ανταγωνιστικών προϊόντων με γνωστή δομή και υπάρχει ένα σύνολο M υποψηφίων προϊόντων για την εταιρία. Έτσι λοιπόν όταν ως κριτήριο βελτιστοποίησης έχουμε τη μεγιστοποίηση

του μεριδίου αγοράς οι καταναλωτές δεν έχουν ένα προϊόν status quo και θεωρείται ότι κάθε μία από τις N εναλλακτικές έχει μια συγκεκριμένη πιθανότητα να επιλεγεί, η οποία υπολογίζεται από το εκάστοτε πιθανολογικό μοντέλο επιλογής. Στην περίπτωση τώρα που έχουμε μεγιστοποίηση του κέρδους του πωλητή, για να μεγιστοποιηθεί το κέρδος της εταιρίας θα πρέπει μια μεταβλητή και τα σταθερά κόστη για κάθε προϊόν να συμπεριληφθούν στην αντικειμενική συνάρτηση [14].

2.1.4 Μοντελοποίηση προβλήματος της εργασίας

Ακολουθώντας την εργασία των Belloni et al. [6], θα επιλύσουμε ένα πραγματικό πρόβλημα βελτιστοποίησης τσαντών laptop, με δεδομένα συζυγούς ανάλυσης που εστίασαν στην τιμή (70\$, 75\$, 80\$, 85\$, 90\$, 95\$ ή 100\$) και εννέα δύτιμα χαρακτηριστικά. Το μοντέλο υποθέτει ότι ο κάθε πελάτης επιλέγει το προϊόν που του δίνει τη μεγαλύτερη χρησιμότητα, ενώ στόχος του προβλήματος είναι η μεγιστοποίηση του κέρδους της επιχείρησης. Βλέπουμε λοιπόν ότι στην παρούσα εργασία έχουμε χρήση ντετερμινιστικών μοντέλων επιλογής με κριτήριο βελτιστοποίησης το κέρδος του πωλητή. Όπως θα δούμε και στο κεφάλαιο 5, στα δεδομένα περιέχονται η εκτίμηση των προτιμήσεων (part-worths) κάθε καταναλωτών ξεχωριστά για κάθε χαρακτηριστικό, καθώς και μία εκτίμηση του κόστους κατασκευής που επιφέρει κάθε χαρακτηριστικό στην εταιρία.

Οι Belloni et al. [6] θεώρησαν ότι στην αγορά υπάρχουν τρία ανταγωνιστικά προϊόντα, και σύμφωνα με τα οποία υπολόγισαν τις status quo χρησιμότητες κάθε καταναλωτή. Οι ανταγωνιστικές τσάντες έχουν σχεδιαστεί αυθαίρετα και περιλαμβάνουν και ένα προϊόν με όλα τα εννιά χαρακτηριστικά στην τιμή των 100\$, ένα προϊόν με πέντε χαρακτηριστικά στην τιμή των 85\$ και ένα προϊόν με κανένα από τα χαρακτηριστικά στην τιμή των 70\$. Αν κάποιος από τα προϊόντα της γραμμής που δημιουργείται δεν ξεπερνά σε χρησιμότητα ένα προϊόν του ανταγωνιστή, τότε ο καταναλωτής θεωρείται ότι διαλέγει το ανταγωνιστικό προϊόν.

Ο συνδυασμός των εννέα χαρακτηριστικών σε συνάρτηση με το πεδίο της τιμής δημιουργεί συνολικά 3584 ξεχωριστά προϊόντα. Αναλόγως προκύπτει ότι υπάρχουν 4.9×10^{15} διαφορετικοί συνδυασμοί από τη συγκεκριμένη γραμμή παραγωγής των πέντε τσαντών ανάμεσα στις οποίες μπορεί να επιλέξει ο καταναλωτής. Αν και ο αριθμός των εφικτών γραμμών προϊόντων είναι αρκετά μεγάλος, εν τούτοις το εύρος των μεμονωμένων προϊόντων είναι σχετικά μικρό. Για να επιταχυνθεί λοιπόν η απόδοση των μεθόδων οι Belloni et al. [6] υπολόγισαν τις χρησιμότητες των καταναλωτών για τα 3584 προϊόντα καθώς και τα πιθανά κέρδη που έχει η εταιρία από κάθε προϊόν. Ως επακόλουθο αρκετές από τις μεθόδους που χρησιμοποίησαν στην εργασία τους οι Belloni et al. [6] μπορούν να εφαρμοστούν μόνο σε προβλήματα στα οποία μπορεί κανείς να απαριθμήσει γρήγορα όλα τα πιθανά προϊόντα.

2.2 Αλγόριθμοι βελτιστοποίησης που έχουν χρησιμοποιηθεί μέχρι στιγμής στο πρόβλημα

2.2.1 Coordinate Ascent

Η συγκεκριμένη μέθοδος πρωτοεφαρμόστηκε στο πρόβλημα της βέλτιστης γραμμής από τους Green et al. [15]. Αυτή η μέθοδος ξεκινάει επιλέγοντας μια τυχαία γραμμή παραγωγής και εκτιμώντας την απόδοση αυτής της λύσης. Η μέθοδος μετά συνεχίζει επιλέγοντας τυχαία κάθε πιθανό επίπεδο του κάθε χαρακτηριστικού του προϊόντος, «κρατώντας» τις μεταβολές εκείνες που βελτιώνουν τα έσοδα απορρίπτοντας όλες τις υπόλοιπες. Οι έλεγχοι συνεχίζονται μέχρις ότου δεν επέλθει καμία σημαντική μεταβολή στα έσοδα. Η απλή “One-opt” εκδοχή αυτού του αλγορίθμου ελέγχει την μεταβολή μόνο ενός χαρακτηριστικού στον χρόνο. Βέβαια χρησιμοποιήθηκαν και οι εκδοχές “two-opt” και “three-opt” που αλλάζουν δύο και τρία χαρακτηριστικά αντίστοιχα. Η συγκεκριμένη μέθοδος εγγυάται ότι βρίσκει μια τοπική βέλτιστη λύση, όπου η «γειτονιά» της περιοχής των λύσεων περιλαμβάνει εξ ορισμού όλες τις λύσεις που διαφέρουν από την τρέχουσα λύση σε τόσα χαρακτηριστικά όσα και η εκδοχή που χρησιμοποιούμε (πχ. ένα χαρακτηριστικό εάν χρησιμοποιούμε την εκδοχή “one-opt”, δύο εάν χρησιμοποιούμε την εκδοχή “two-opt” κλπ). Παρόλα αυτά όμως η μέθοδος δεν εγγυάται ότι θα βρει μια γενική βέλτιστη λύση μιας και άλλες λύσεις που διαφέρουν σε περισσότερα χαρακτηριστικά μπορεί να οδηγήσουν σε υψηλότερα εισοδήματα.

2.2.2 Γενετικός Αλγόριθμος

Η βιολογική διαδικασία της φυσικής επιλογής αποτελεί την έμπνευση για τους γενετικούς αλγορίθμους. Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι ευρέως χρησιμοποιούμενοι σε μια μεγάλη γκάμα προβλημάτων στη βιβλιογραφία και πρώτη φορά εφαρμόστηκαν στο συγκεκριμένο πρόβλημα από τους Balakrishnan and Jacob [16], Alexouda and Paparrizos [5], Steiner and Hruschka [17], και Balakrishnan et al. [18]. Οι γενετικοί αλγόριθμοι ξεκινούν με ένα πληθυσμό από τυχαίες λύσεις. Τα «δυνατότερα» μέλη του αρχικού πληθυσμού επικρατούν και επιβιώνουν και παράγουν εν συνεχεία τη νέα γενιά λύσεων. Οι νέες λύσεις εισάγονται στον πληθυσμό μέσω της διαδικασίας της αναπαραγωγής (κατά την οποία ζευγάρια των γραμμών παραγωγής «ζευγαρώνουν» προκειμένου να δημιουργήσουν απογόνους στους οποίους κληρονομούν τα χαρακτηριστικά τους) και εν συνεχεία μέσω της διαδικασίας μετάλλαξης (κατά την οποία οι γραμμές παραγωγής έχουν τυχαίες μεταβολές στα χαρακτηριστικά του κάθε προϊόντος). Η συγκεκριμένη διαδικασία σταματά όταν επιτευχθούν οι προϋποθέσεις σταματήματος της διαδικασίας. Αξιοσημείωτο είναι ότι οι Balakrishnan and Jacob [16] πρότειναν ότι οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορεί να έχουν «καλές» λύσεις επειδή ψάχνουν για λύσεις από ένα μεγάλο αριθμό διαφορετικών σημείων στο χώρο αυξάνοντας έτσι τις πιθανότητες να βρουν καλές λύσεις.

2.2.3 Simulated annealing

Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος της προσομοιωμένης ανόπτωσης είναι δημοφιλής ως ο αλγόριθμος της έσχατης λύσης σε δύσκολα διακριτά προβλήματα βελτιστοποίησης Aarts and Lenstra [19]. Το όνομά του έχει προέλθει από την φυσική διαδικασία της ανόπτωσης, κατά την οποία ένα υγρό ψύχεται πολύ αργά ώστε να δημιουργήσει ένα στερεό σε κατάσταση χαμηλής ενέργειας. Από αυτά που είναι μέχρι τώρα γνωστά στη βιβλιογραφία, αυτή η μέθοδος δεν είχε ξαναχρησιμοποιηθεί σε αυτού του είδους το πρόβλημα παρά μόνο από τους Belloni et al. [6]. Ο αλγόριθμος ξεκινά με μια τυχαία λύση και συνεχίζει προκειμένου να ελέγξει τυχαίες μεταβολές στα χαρακτηριστικά της τρέχουσας λύσης. Όμως σε αντίθεση με τον αλγόριθμο του “coordinate ascent” αυτός ο αλγόριθμος μπορεί να δεχτεί και αλλαγές χαρακτηριστικών που του μειώνουν τα κέρδη. Η πιθανότητα επιλογής μιας τέτοιας αρνητικής μεταβολής εξαρτάται από το μέγεθος της πτώσης των κερδών και επίσης μειώνεται με την πάροδο του χρόνου καθώς ο αλγόριθμος εξελίσσεται μέσα από ένα προκαθορισμένο «πρόγραμμα ψύξης». Εξαιτίας του γεγονότος ότι ο συγκεκριμένος αλγόριθμος αποδέχεται μεταβολές χαρακτηριστικών που του μειώνουν τα κέρδη, έχει την δυνατότητα να διαφύγει από τοπικά βέλτιστα μήπως και βρει μια καλύτερη λύση και έτσι αναμένεται να βρίσκει καλύτερες λύσεις από τον one opt coordinate ascent.

2.2.4 Greedy Heuristic

Η μέθοδος αυτή εφαρμόστηκε πρώτη φορά στο πρόβλημα της βέλτιστης γραμμής παραγωγής από τους Green and Krieger [2] και επίσης είχε χρησιμοποιηθεί με μερικές διαφοροποιήσεις από τους Dobson and Kalish [20] όπως επίσης από τους Steiner and Hruschka [17]. Η μέθοδος ξεκινά δημιουργώντας μια γραμμή παραγωγής που περιέχει μόνο ένα προϊόν, ως το μοναδικό προϊόν που μεγιστοποιεί τα κέρδη. Εν συνεχεία με την πάροδο του χρόνου προστίθεται κάθε φορά ένα προϊόν που μεγιστοποιεί τα κέρδη από το σύνολο των προϊόντων που έχουν επιλεγεί. Η μέθοδος σταματά όταν έχει επιτευχθεί ο επιθυμητός αριθμός προϊόντων που έχει οριστεί. Η μέθοδος αυτή δεν εγγυάται ότι θα βρει τοπικό βέλτιστο, καθώς για παράδειγμα το πρώτο προϊόν που προστίθεται μπορεί να μην είναι τοπικά βέλτιστο δεδομένου του υποσυνόλου των προϊόντων που προστίθενται.

2.2.5 Divide-and-Conquer Heuristic

Οι Green and Krieger [21] εφάρμοσαν πρώτη φορά αυτή τη μέθοδο στο συγκεκριμένο πρόβλημα. Η μέθοδος αυτή διαιρεί τη γραμμή παραγωγής σε ομάδες χαρακτηριστικών και ελέγχει όλους τους πιθανούς συνδυασμούς της μιας ομάδας κρατώντας τις άλλες σταθερές. Στην δική μας εφαρμογή θεωρούμε το κάθε προϊόν ως ένα δικό του σύνολο από ιδιότητες. Έτσι ξεκινάμε με μια τυχαία γραμμή παραγωγής και βελτιστοποιούμε την επιλογή του πρώτου προϊόντος

κρατώντας όλα τα υπόλοιπα προϊόντα σταθερά και συνεχίζουμε για το δεύτερο προϊόν και ούτω καθεξής. Η διαδικασία συνεχίζει μέχρις ότου δεν μπορεί να υπάρξει καμία δυνατή βελτίωση στα κέρδη αλλάζοντας οποιοδήποτε προϊόν. Αυτή η μέθοδος εγγυάται να βρει μια τοπικά βέλτιστη λύση, με την τοπική γειτονιά να ορίζεται ότι περιλαμβάνει όλες τις λύσεις που διαφέρουν από την τρέχουσα λύση σε ένα μόνο προϊόν. Εξαιτίας του γεγονότος ότι αυτή η μέθοδος χρησιμοποιεί έναν ευρύτερο ορισμό της τοπικής γειτονιάς εν συγκρίσει με την one-opt coordinate ascent, έχει τη δυνατότητα να βρει καλύτερες λύσεις ακόμα και αν θεωρηθεί ότι έχει φτάσει σε τοπικό βέλτιστο με τη μέθοδο one-opt.

2.2.6 Product-Swapping Heuristic

Αυτό είναι το όνομα μια μεθόδου όμοιας με την Interchange heuristic των Green and Krieger [2]. Η μέθοδος ξεκινά επιλέγοντας μια τυχαία γραμμή παραγωγής και αξιολογώντας το επίπεδο των κερδών που παράγονται από αυτή τη λύση. Εν συνεχεία ελέγχει κάθε υποψήφιο προϊόν που δεν είναι μέλος της τρέχουσας λύσης ώστε να δει αν υπάρχει προϊόν στην τρέχουσα λύση που η αντικατάστασή του από ένα άλλο θα αύξανε τα κέρδη. Εάν μια τέτοια μεταβολή όντως αυξάνει τα κέρδη τότε το τρέχον προϊόν απομακρύνεται από τη λύση και αντικαθίσταται από το νέο. Αυτή η διαδικασία συνεχίζεται έως ότου δεν επέλθει καμία μεταβολή στα κέρδη από την αντικατάσταση του τρέχοντος προϊόντος από ένα άλλο. Όπως και στην μέθοδο Divide-and-Conquer heuristic, έτσι και εδώ η μέθοδος αυτή εγγυάται ότι θα βρει τοπικό βέλτιστο, με την τοπική γειτονιά να περιλαμβάνει όλες τις λύσεις που διαφέρουν από την τρέχουσα λύση σε ένα προϊόν.

2.2.7 Dynamic Programming Heuristic

Οι Kohli and Krishnamurti [22] ανέπτυξαν τη συγκεκριμένη ευρετική για να λύσουν το πρόβλημα της βέλτιστης γραμμής παραγωγής για ένα προϊόν, η οποία αργότερα επεκτάθηκε για περισσότερα προϊόντα από τους Kohli and Sukumar [3]. Αυτή η μέθοδος λειτουργεί κατασκευάζοντας μια γραμμή παραγωγής με ένα χαρακτηριστικό κάθε φορά. Για παράδειγμα, ας θεωρήσουμε ένα πρόβλημα, στο οποίο το χαρακτηριστικό του πρώτου προϊόντος έχει επτά πιθανά επίπεδα και το δεύτερο χαρακτηριστικό έχει δύο πιθανά επίπεδα. Στο πρώτο στάδιο αυτής της ευρετικής γίνεται αξιολόγηση κάθε πιθανού επιπέδου από τα επτά του πρώτου χαρακτηριστικού, τόσο στη χρησιμότητά τους όσο και στην οριακή κερδοφορία του προϊόντος. Στο δεύτερο στάδιο έχουμε όλους τους 14 πιθανούς συνδυασμούς των χαρακτηριστικών ένα και δύο. Κάθε φορά που ο αριθμός των προφίλ στα οποία ένα νέο επίπεδο χαρακτηριστικού υπερβαίνει τον αριθμό των προϊόντων στη γραμμή παραγωγής, η μέθοδος μειώνει κάποιους συνδυασμούς, αποφασίζοντας ποιοι συνδυασμοί προϊόντων θα συνεχίσουν με τον αλγόριθμο που είναι όμοιος με αυτό του Greedy heuristic. Αυτή η διαδικασία συνεχίζεται μέχρι και το τελευταίο χαρακτηριστικό και έως ότου ο αριθμός των συνδυασμών

των χαρακτηριστικών είναι ίσος με τον αριθμό των επιθυμητών προϊόντων στη γραμμή παραγωγής.

2.2.8 Beam Search Heuristic

Αυτές οι ερευνητικές μέθοδοι έχουν αναπτυχθεί για προβλήματα τεχνητής νοημοσύνης σε λόγο και αναγνώριση εικόνας. Οι Nair et al. [4] εφάρμοσαν πρώτη φορά τις συγκεκριμένες μεθόδους στο πρόβλημα της βέλτιστης γραμμής παραγωγής. Αυτή η μέθοδος είναι όμοια με την dynamic programming heuristic αλλά υπάρχουν δύο σημαντικές διαφορές. Εκτός από το γεγονός ότι μελετάμε ένα χαρακτηριστικό την φορά, η συγκεκριμένη μέθοδος λειτουργεί ταυτόχρονα συνδυάζοντας διαφορετικά σύνολα χαρακτηριστικών. Επιπλέον εκτός από την ταυτόχρονη δημιουργία μιας ολόκληρης γραμμής προϊόντων, έχουμε την προσθήκη ενός προϊόντος στην γραμμή προϊόντων κάθε φορά με τρόπο όπως στην μέθοδο του greedy heuristic. Όπως στην dynamic programming heuristic, τυχαιοποιούμε την σειρά των χαρακτηριστικών πριν εφαρμόσουμε την συγκεκριμένη μέθοδο. Έτσι η μέθοδος δημιουργεί ταυτόχρονα ένα αριθμό γραμμών παραγωγής από τις οποίες κρατάμε την καλύτερη.

2.2.9 Nested Partitions Heuristic

Οι Shi et al. [23] εφαρμόζουν τη συγκεκριμένη μέθοδο στο πρόβλημα της βέλτιστης γραμμής προϊόντων. Σε αυτή τη μέθοδο χωρίζεται ο χώρος των λύσεων σε διαφορετικές περιοχές, γίνεται εκτίμηση της περιοχής που μπορεί να φέρει τα πιο επιθυμητά αποτελέσματα και εν συνεχεία διασπάται η περισσότερη υποσχόμενη περιοχή σε μικρότερες για να γίνουν περαιτέρω έλεγχοι. Η συγκεκριμένη μέθοδος μπορεί να χρησιμοποιήσει και άλλες ευρετικές ώστε να υπολογιστεί ο δείκτης της όπως είναι η one-opt-coordinate ascent method.

2.2.10 Lagrangian relaxation with branch and bound

Στο άρθρο των Belloni et al. [6] γίνεται χρήση μιας μεθόδου που συνδυάζει την Lagrangian relaxation με branch and bound ώστε να υπάρχει δυνατότητα εύρεσης βέλτιστου ακόμα και σε προβλήματα που χρειάζονται πλήρη απαρίθμηση. Όσο αφορά τη μέθοδο branch and bound είναι μια διακριτή για προβλήματα βελτιστοποίησης μέθοδος που προσπαθεί να αποφύγει την απαρίθμηση τμημάτων του εφικτού συνόλου παρουσιάζοντας ότι δεν υπάρχει πιθανότητα να υπάρχουν σε αυτά τα τμήματα βέλτιστες λύσεις [24]. Προκειμένου να βρούμε το ανώτατο όριο στα κέρδη που μπορούν να υπάρχουν από ένα δεδομένο σύνολο λύσεων μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τη μέθοδο της Lagrangian relaxation [24, 25]. Σε αυτή τη μέθοδο έχουμε πιο «χαλαρούς» περιορισμούς ώστε να έχουμε ένα πιο εύκολο πρόγραμμα να λύσουμε. Παραδείγματος χάρι ένας από τους χαλαρούς κανόνες είναι, ότι οι καταναλωτές μπορούν να αγοράσουν μόνο ένα προϊόν. Σε ένα χαλαρωμένο πρόβλημα λοιπόν έχουμε ότι οι καταναλωτές μπορούν να αγοράσουν οποιοδήποτε διαθέσιμο προϊόν. Για κάθε λύση κατά

την οποία ο καταναλωτής έχει αγοράσει πάνω από ένα προϊόν η μέθοδος Lagrangian relaxation αφαιρεί μια ποινή από τα κέρδη της συγκεκριμένης λύσης. Αντίστοιχα η μέθοδος προσθέτει μια ανταμοιβή στα κέρδη της λύσης όταν ο καταναλωτής αγοράζει λιγότερο από ένα προϊόν. Η λύση λοιπόν στα χαλαρωμένα προβλήματα βελτιστοποίησης παρέχει ένα ανώτατο όριο στα βέλτιστα κέρδη του αρχικού προβλήματος. Το κλειδί για να είναι επιτυχημένη αυτή η στρατηγική είναι να βρούμε στενά ανώτατα όρια για να αποκλείσουμε τα τμήματα του εφικτού συνόλου όσο πιο γρήγορα γίνεται. Η μέθοδος ψάχνει για τα πιο πιθανά στενά ανώτατα όρια με το να μεταβάλλει τις ποινές που εφαρμόζονται στην αντικειμενική συνάρτηση όταν μια λύση παραβιάζει τους χαλαρούς περιορισμούς.

Στη συνέχεια παραθέτουμε τη μαθηματική μορφοποίηση του προβλήματος, όπως παρουσιάστηκε από τους Belloni et al. [6] στη γενική του μορφή για βέλτιστη επίλυση με χαλάρωση κατά Lagrange. Έστω ότι J συμβολίζει το σύνολο όλων των πιθανών προϊόντων (στο πρόβλημα των πραγματικών δεδομένων είναι 3584 συνολικά), και I το σύνολο των καταναλωτών (συνολικά 324 αντίστοιχα). Ο συμβολισμός $j_2 \prec_i j_1$ σημαίνει ότι ο καταναλωτής i προτιμά το προϊόν j_1 από το j_2 , με τη μεταβατική ιδιότητα να είναι σε ισχύ για όλα τα προϊόντα. Επιπλέον με p_j συμβολίζουμε το κέρδος μιας μονάδας προϊόντος j , και n_{bags} το μέγεθος της γραμμής προϊόντων ($n_{bags} = 5$ στο αρχικό πρόβλημα). Αν τέλος η δύτιμη μεταβλητή x_{ij} συμβολίζει την απόφαση του καταναλωτή i να αγοράσει το προϊόν j ή όχι, και η δύτιμη μεταβλητή y_j αν η εταιρία παράγει ή όχι το προϊόν j , τότε το πρόβλημα βελτιστοποίησης παίρνει την εξής μορφή προγραμματισμού:

$$\max_{x,y} \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} p_j x_{ij} \quad (2.1)$$

subject to:

$$\sum_{j \in J} y_j \leq n_{bags} \quad (2.2)$$

$$\sum_{j \in J} x_{ij} \leq 1, \forall i \in I \quad (2.3)$$

$$x_{ij} \leq y_j, \forall (i, j) \in I \times J \quad (2.4)$$

$$x_{ij} \leq 1 - y_j, \forall (i, j) \in I \times J, j \prec_i j' \quad (2.5)$$

$$x_{ij} \in 0, 1, y_j \in 0, 1, \forall (i, j) \in I \times J \quad (2.6)$$

Οι παραπάνω πέντε σχέσεις (2.2-2.5) περιγράφουν αντίστοιχα τους εξής περιορισμούς κατά το σχεδιασμό: Ο περιορισμός χωρητικότητας (2.2) εξασφαλίζει ότι το μέγεθος της γραμμής προϊόντων είναι το πολύ n_{bags} . Η σχέση (2.3) περιορίζει τον κάθε καταναλωτή στο να διαλέξει μέχρι ένα προϊόν, και αυτό μόνο

όταν αυτό είναι διαθέσιμο στην αγορά (2.4). Τέλος, κάθε καταναλωτής διαλέγει ένα προϊόν από τα διαθέσιμα της αγοράς σύμφωνα με τις προτιμήσεις του. Με βάση αυτή τη γενική μορφή του προβλήματος, στο κεφάλαιο 5 παρουσιάζουμε τον τρόπο με τον οποίο προσαρμόσαμε το πρόβλημα για την επίλυσή του με τους αλγόριθμους τεχνητού ανοσοποιητικού.

Κεφάλαιο 3

Αλγόριθμοι τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος

Οι αλγόριθμοι του τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος (Artificial Immune Systems algorithms, AIS) εμπνέονται από την λειτουργία του φυσικού ανοσοποιητικού συστήματος, εξάγοντας ιδέες από αυτό προκειμένου να τις χρησιμοποιήσουν για την κατασκευή υπολογιστικών μοντέλων και να λύσουν διάφορα πραγματικά προβλήματα. Το φυσικό ανοσοποιητικό σύστημα έχει πάρα πολλές λειτουργίες και ικανότητες. Χαρακτηριστικά μπορούμε να αναφέρουμε την ικανότητά του να αναγνωρίζει και να διαχωρίζει τα δικά του κύτταρα από τα κύτταρα ξενιστή, να αναγνωρίζει και να καταστρέφει παθογόνα κύτταρα, να «θυμάται» προηγούμενους εισβολείς και να προστατεύει τον ίδιο τον οργανισμό από κακή συμπεριφορά των κυττάρων του (αυτοάνοσες παθήσεις). Στο σημείο αυτό θα κάνουμε μια μικρή αναφορά στο φυσικό ανοσοποιητικό σύστημα και εν συνεχεία θα περιγράψουμε αναλυτικά τους αλγορίθμους των τεχνητών ανοσοποιητικών συστημάτων.

3.1 Φυσικό ανοσοποιητικό σύστημα

Το φυσικό ανθρώπινο ανοσοποιητικό σύστημα είναι ένα πολύπλοκο σύστημα που αποτελείται από ένα δίκτυο από εξειδικευμένους ιστούς, όργανα, κύτταρα και χημικά μόρια. Όπως αναφέραμε και προηγουμένως το φυσικό ανοσοποιητικό σύστημα έχοντας την ικανότητα να διακρίνει τα ξένα (non-self) κύτταρα (αντιγόνα) από τα μη ξένα (self) μπορεί να αναγνωρίζει, καταστρέφει και θυμάται έναν απεριόριστο αριθμό ξένων σωματιδίων και ταυτόχρονα να προστατεύει τον οργανισμό από κύτταρα που δεν λειτουργούν φυσιολογικά στον οργανισμό.

Στη βιβλιογραφία έχουν παρουσιαστεί τέσσερα μοντέλα του φυσικού ανοσοποιητικού συστήματος [26]:

- Κλασική θεώρηση του φυσικού ανοσοποιητικού συστήματος (Classical view of the immune system), σύμφωνα με την οποία ο οργανισμός χρησιμοποιώντας τα λεμφοκύτταρα (B-λεμφοκύτταρα και T-λεμφοκύτταρα)

που παράγονται στον λεμφαδένα ξεχωρίζει τα ξένα από τα δικά του κύτταρα. Μέσω της αναγνώρισης των ξένων κυττάρων (αντιγόνων) δημιουργούνται ειδικευμένα ενεργοποιημένα κύτταρα, τα οποία απενεργοποιούν ή καταστρέφουν τα αντιγόνα.

- Θεωρία επιλογής κλώνων (Clonal selection theory), όπου πολλαπλασιάζονται τα λεμφοκύτταρα που αναγνωρίζουν τα αντιγόνα. Συγκεκριμένα ένα ενεργοποιημένο B-κύτταρο παράγει αντισώματα μέσω μιας διαδικασίας κλωνοποίησης, τα οποία μεταλλάσσονται. Στο ανοσοποιητικό σύστημα η μάθηση στηρίζεται στην αύξηση του πληθυσμού εκείνων των λεμφοκυττάρων που αναγνωρίζουν συχνά αντιγόνα. Η διαδικασία με την οποία πραγματοποιείται η μάθηση ονομάζεται ωρίμανση συγγένειας (affinity maturation) και χωρίζεται σε δύο διαδικασίες: εκείνη την κλωνοποίησης (cloning process) και αυτή της σωματικής υπερμετάλλαξης (somatic hypermutation process). Αναφορικά με τη διαδικασία της σωματικής υπερμετάλλαξης, η αλληλεπίδραση ενός λεμφοκύτταρου με ένα αντιγόνο ενεργοποιεί το αντιγόνο, το λεμφοκύτταρο πολλαπλασιάζεται και παράγεται ένας κλώνος. Το λεμφοκύτταρο που ενεργοποιείται δεν εκκρίνει μόνο αντισώματα που συνδέονται με το αντιγόνο αλλά παράγει επιπλέον μεταλλαγμένους κλώνους του εαυτού του προκειμένου να υπάρχει μια μεγαλύτερη σχέση δεσίματος με το εν λόγω αντιγόνο. Επιλογή κλώνων ονομάζουμε τη διαδικασία σύμφωνα με την οποία τα αντιγόνα καθορίζουν ή επιλέγουν τα λεμφοκύτταρα που χρειάζεται να κλωνοποιηθούν. Εν συνεχεία οι πιο ικανοί κλώνοι (fittest clones) παράγουν τα αντισώματα που συνδέονται βέλτιστα με το αντιγόνο με μεγαλύτερη συγγένεια (affinity).
- Θεωρία κινδύνου (Danger theory), σύμφωνα με την οποία ο οργανισμός έχει την ικανότητα να αναγνωρίζει τα επικίνδυνα αντιγόνα (ξένα κύτταρα που εισέρχονται στον οργανισμό) από τα μη επικίνδυνα. Η βασική του διαφορά με την κλασική θεώρηση του ανοσοποιητικού συστήματος είναι ότι το ανοσοποιητικό σύστημα αντιδρά μόνο σε εκείνα τα ξένα σώματα που θεωρεί επιβλαβή (προκαλούν βλάβη ή θάνατο ανθρώπινων κυττάρων) για το ανθρώπινο σώμα.
- Θεωρία Δικτύου (Network theory), σύμφωνα με την οποία τα B- κύτταρα δημιουργούν ένα δίκτυο, στο οποίο όταν ένα B-κύτταρο ανταποκρίνεται σε ένα αντιγόνο, το κύτταρο αυτό ενεργοποιείται και διεγείρονται και όλα εκείνα τα B- κύτταρα με τα οποία είναι συνδεδεμένα στο δίκτυο.

3.2 Τεχνητά ανοσοποιητικά συστήματα

Τα τεχνητά ανοσοποιητικά συστήματα όπως έχουμε αναφέρει και παραπάνω εμπνέονται από τη λειτουργία του φυσικού ανοσοποιητικού συστήματος. Οι

ιδιότητες που εκμεταλλεύονται από το φυσικό ανοσοποιητικό σύστημα είναι οι ακόλουθες:

- 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 και αυτό οφείλεται στα κύτταρα μνήμης.

Έτσι λοιπόν έχουν αναπτυχθεί διάφορα μοντέλα τεχνητών ανοσοποιητικών συστημάτων που χρησιμοποιούν τα παραπάνω χαρακτηριστικά που αναφέραμε. Συγκεκριμένα έχουν αναπτυχθεί τεχνητά ανοσοποιητικά συστήματα που βασίζονται: 1) στην κλασική θεωρία όπως είναι ο αλγόριθμος αρνητικής επιλογής (negative selection algorithms), 2) στην θεωρία επιλογής κλώνων όπως ο αλγόριθμος CLONALG, 3) στην θεωρία δικτύου όπως είναι το τεχνητό ανοσοποιητικό δίκτυο (AIN-Artificial Immune Network), και 4) αυτά που βασίζονται στην θεωρία κινδύνου. Βέβαια υπάρχουν και άλλοι κλάδοι της ανοσολογίας που έχουν κεντρίσει το ενδιαφέρον των ερευνητών για την επίλυση διάφορων υπολογιστικών προβλημάτων αλλά και πραγματικών εφαρμογών. Χαρακτηριστικά μπορούμε να αναφέρουμε Humoral immune response [27] (Χημική ανοσολογική αντίδραση), Θεωρία κινδύνου (Danger theory) [28], δενδριτικές λειτουργίες των κυττάρων (Dendritic cell functions) [29], μοντέλο υποδοχέα αναγνώρισης προτύπων (Pattern recognition receptor model) [30]. Μιας και το πρόβλημα της παρούσας εργασίας αντιμετωπίζεται με τους αλγορίθμους επιλογής κλώνων, ακολουθεί αναλυτική περιγραφή αυτού του είδους.

3.2.1 Αλγόριθμος επιλογής κλώνων

Ο αλγόριθμος επιλογής κλώνων αποτελεί τον σημαντικότερο αλγόριθμο της οικογένειας των αλγορίθμων του τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος μιας και είναι ο πιο κατάλληλος και συχνά χρησιμοποιούμενος για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης [26, 31]. Παρακάτω ακολουθεί ένας πίνακας που περιλαμβάνει την αντιστοιχία της ορολογίας των φυσικών ανοσοποιητικών συστημάτων με ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης.

Φυσικό ανοσοποιητικό σύστημα	Πρόβλημα βελτιστοποίησης
Αντίσωμα(antibody)	Λύση του προβλήματος (solution)
Συγγένεια (affinity)	Αντικειμενική συνάρτηση προβλήματος (objective function)
Αντιγόνο (antigen)	Το πρόβλημα προς επίλυση (optimization problem)
Κλωνοποίηση (cloning)	Διαδικασία αναπαραγωγής των λύσεων (reproduction of solutions)
Σωματική μετάλλαξη ή υπερμετάλλαξη (somatic mutation-hypermutation)	Διαδικασία πολλαπλής μετάλλαξης μιας λύσης (multiple mutation of a solution)
Διαδικασία ωρίμανσης συγγένειας (affinity maturation)	Διαδικασία επιλογής βέλτιστων λύσεων (selection of best solutions)
Διαδικασία διόρθωσης υποδοχέων (receptor editing)	Διαδικασία διαφοροποίησης λύσεων δηλαδή διασποράς τους στο χώρο των λύσεων του προβλήματος (diversification)

Πίνακας 3.1: Αντιστοιχίσεις ορολογίας

Εν συνεχεία παρουσιάζουμε μια αναλυτική παρουσίαση του αλγορίθμου στη γενική του μορφή από τη βιβλιογραφία. Τα σύμβολα και η περιγραφή στην παρούσα ενότητα βασίζονται στο [26]. Αρχικά έχουμε επιλογή του πληθυσμού των αντισωμάτων P . Κάθε αντίσωμα αντιστοιχεί σε μια λύση του προβλήματος. Κάθε αντίσωμα δίνεται από την $x_{ij} = 1, 2, \dots, N$ και $j = 1, 2, \dots, n$, όπου N είναι το μέγεθος του πληθυσμού και n είναι ο αριθμός των διαστάσεων. Η απόδοση του αντισώματος εκτιμάται από μια προκαθορισμένη αντικειμενική συνάρτηση $f_{x_{ij}}$. Οι αρχικές τιμές των αντισωμάτων εξαρτώνται από τη φύση του προβλήματος που έχουμε να λύσουμε. Λόγου χάρη 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 όμως έχουμε πρόβλημα δρομολόγησης που μια λύση αναπαρίσταται από μια διαδρομή τότε η κάθε μια λύση θα αναπαρίσταται με τη διαδρομή που αντιστοιχεί στη λύση. Σε επόμενο βήμα υπολογίζεται η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης του κάθε αντισώματος. Έτσι λοιπόν από τον αρχικό πληθυσμό P των λύσεων επιλέγονται οι F καλύτερες λύσεις. Τα επιλεγμένα αντισώματα κλωνοποιούνται και μεταλλάσσονται με στόχο τη δημιουργία ενός νέου πληθυσμού αντισωμάτων. Ανάλογα με τη τιμή της αντικειμενικής τους συνάρτησης (affinity) τα αντισώματα F δημιουργούν κλώνους F_c με αποτέλεσμα το ισχυρότερο αντίσωμα να παράγει μεγαλύτερο αριθμό από κλώνους.

Η ακόλουθη εξίσωση μας δίνει τον αριθμό των κλωνοποιημένων αντισωμάτων:

$$F_c = \sum_{i=1}^F \text{round} \frac{\beta N}{i}.$$

Το β είναι μια παράμετρος πολλαπλασιασμού, όπου παραδείγματος χάρη για $N = 100$ και $\beta = 1$ το ισχυρότερο αντίσωμα $i = 1$ παράγει 100 κλώνους, το δεύτερο ισχυρότερο 50 κλπ. Συνεχίζοντας εφαρμόζουμε έναν τελεστή υπερμετάλλαξης (hypermutation). Στην υπερμετάλλαξη ένα πολύ μεγάλο ποσοστό των ψηφίων και σε πολλές περιπτώσεις πάνω από το 80% των ψηφίων που αποτελούν τη λύση μεταλλάσσεται εν αντιθέσει με τον γενετικό όπου η μετάλλαξη εφαρμόζεται σε ένα μόνο μικρό ποσοστό των ψηφίων. Κατά την εφαρμογή του συγκεκριμένου τελεστή υπερμετάλλαξης τα ψηφία που θα μεταλλαχθούν επιλέγονται τυχαία. Σε αρχικό βήμα έχουμε επιλογή ενός αριθμού που καθορίζει τον

τελεστή υπερμετάλλαξης C_r , ο οποίος ελέγχει την αναλογία των ψηφίων που θα μεταλλαχθούν. Η τιμή του συγκεκριμένου τελεστή μπορεί να συγκριθεί με την τιμή μιας γεννήτριας τυχαίων αριθμών $rand_i(0, 1)$. Έτσι αν η τιμή της γεννήτριας τυχαίων αριθμών είναι μικρότερη ή ίση με το (C_r) τότε το αντίστοιχο ψηφίο θα μεταλλαχθεί, αλλιώς το ψηφίο θα είναι το ίδιο με το ψηφίο στο αρχικό αντίσωμα. Συνεπώς εάν η τιμή του (C_r) είναι πολύ κοντά ή ίση με το 1 τότε τα περισσότερα ψηφία του κάθε κλώνου μεταλλάσσονται, ενώ στην περίπτωση που είναι κοντά στο μηδέν τότε σχεδόν κανένα ψηφίο δεν μεταλλάσσεται. Στην περίπτωση του κλασικού αλγορίθμου επιλογής κλώνων ο ρυθμός υπερμετάλλαξης είναι αντιστρόφως ανάλογος με την τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης (antigenic affinity, συγγένεια με αντιγόνα) και όσο υψηλότερη είναι η συγγένεια τόσο μικρότερος είναι ο ρυθμός μετάλλαξης.

Στο τελικό βήμα εφαρμόζουμε ένα βήμα διόρθωσης υποδοχέων (receptor editing), το οποίο χρησιμοποιείται προκειμένου να αυξήσουμε τις ικανότητες αναζήτησης στο χώρο λύσεων του αλγορίθμου και να αποφύγουμε τον εγκλωβισμό σε τοπικά ακρότατα. Στις περιπτώσεις που καλείται ο συγκεκριμένος τελεστής τότε για τη συγκεκριμένη λύση η αναζήτηση συνεχίζεται από ένα τελείως διαφορετικό και ανεξερεύνητο σημείο του χώρου λύσεων. Συνήθως οι φάσεις υπερμετάλλαξης και διόρθωσης των υποδοχέων εφαρμόζονται διαδοχικά, όμως μπορούν και να εφαρμοστούν είτε η μια είτε η άλλη.

Για την εύρεση του κλώνου που θα εφαρμόσουμε τον τελεστή υπερμετάλλαξης ή τον τελεστή διόρθωσης χρησιμοποιούμε έναν αριθμό που καθορίζει τον τελεστή ωρίμανσης (maturation operator M_r). Όπως και με τον τελεστή υπερμετάλλαξης έτσι και εδώ η τιμή του τελεστή ωρίμανσης συγκρίνεται με την τιμή μιας γεννήτριας τυχαίων αριθμών $rand_i(0, 1)$. Έτσι λοιπόν αν η τιμή της γεννήτριας τυχαίων αριθμών είναι μικρότερη ή ίση με το M_r τότε στον αντίστοιχο κλώνο θα γίνει εφαρμογή του τελεστή υπερμετάλλαξης, αλλιώς θα εφαρμοστεί ο τελεστής διόρθωσης των υποδοχέων.

Σε επόμενο βήμα έχουμε τον υπολογισμό της τιμής της αντικειμενικής συνάρτησης του πληθυσμού των κλώνων και γίνεται επιλογή των καλύτερων από αυτά (S) για να αντικαταστήσουν κάποια μέλη από τον αρχικό πληθυσμό P . Στο 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.

3.3 Γενική επισκόπηση χρήσης αλγορίθμων τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος

Σε αυτό το σημείο αναπτύσσουμε μία γενική επισκόπηση των πεδίων εφαρμογής των αλγορίθμων τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος, όπως αυτή απαντάται

στη βιβλιογραφία. Την τελευταία δεκαετία οι αλγόριθμοι του ανοσοποιητικού συστήματος έχουν κεντρίσει το ενδιαφέρον των ερευνητών. Γίνεται προσπάθεια χρήση τους σε σύνθετα υπολογιστικά προβλήματα λόγω των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών που παρουσιάζουν, όπως είναι η υψηλή κατανομή τους, η προσαρμοστικότητα και η αυτό-οργάνωσή τους συνάμα με την μάθηση, τη μνήμη, την εξαγωγή χαρακτηριστικών και αναγνώριση προτύπων. Εν συγκρίσει με άλλους κλάδους μηχανικής, οι αλγόριθμοι των τεχνητών ανοσοποιητικών συστημάτων απαιτούν ταυτόχρονα γνώσεις ανοσολογίας και μηχανικής. Πρώτη φορά το 1994 από τους Forrest et al. [32] αναφέρεται η χρήση μια νέας μεθόδου, του αλγόριθμο αρνητικής επιλογής, ο οποίος διαχωρίζει τα ξένα κύτταρα από τα κύτταρα του οργανισμού χάρη στη παραγωγή των T κυττάρων από το ανοσοποιητικό σύστημα. Αυτή η μέθοδος εφαρμόστηκε σε ένα πρόβλημα αναγνώρισης ιών υπολογιστών. Αυτή η εργασία κέντρισε και το ενδιαφέρον και άλλων μελετητών, οι οποίοι με τη σειρά τους δοκίμασαν τον συγκεκριμένο αλγόριθμο με διάφορες απαιτούμενες παραλλαγές ώστε να μπορεί να είναι λειτουργικός και σε άλλα προβλήματα.

Όπως είδαμε και προηγουμένως, μια άλλη κατηγορία αλγορίθμων του τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος είναι αυτοί των Artificial immune networks algorithms. Η έμπνευση για αυτούς προήλθε από ένα μοντέλο των Farmer et al. [33] αλλά ο αλγόριθμος προτάθηκε από την Ishida [34] και επαναπροσδιορίστηκε από τους Timmis et al. [35]. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος αποτελείται από ένα σύνολο B κυττάρων, τα οποία είναι συνδεδεμένα μεταξύ τους με ένα δίκτυο και υπόκεινται σε διαδικασίες μετάλλαξης και κλωνοποίησης. Η χρήση τέτοιων ειδών αλγορίθμων είναι συνήθης σε προβλήματα μηχανικής μάθησης και προβλήματα εξόρυξης δεδομένων.

Εν έτη 2000, οι De Castro and Von Zuben [36] πρότειναν έναν αλγόριθμο επιλογής κλώνων, τον CLONALG όπως επικράτησε αργότερα να αποκαλείται. Όπως περιγράψαμε αναλυτικά στην προηγούμενη ενότητα, ο συγκεκριμένος αλγόριθμος χρησιμοποιεί τις αρχές της επιλογής κλώνων και της ωρίμανσης συγγένειας. Σε κάθε γενιά έχουμε αρχικοποίηση των υποψήφιων λύσεων, επιλογής, κλωνοποίηση, μετάλλαξη, επανεπιλογή και αντικατάσταση στον πληθυσμό παρόμοια με τον γενετικό αλγόριθμο. Βασική διαφορά του συγκεκριμένου αλγορίθμου με τον γενετικό είναι ότι ο αλγόριθμος επιλογής κλώνων μπορεί να καταλήξει σε ένα διαφορετικό σύνολο τοπικών βέλτιστων λύσεων ενώ στον γενετικό όλες οι υποψήφιες λύσεις συγκλίνουν στην καλύτερη λύση. Στη συγκεκριμένη δουλειά των De Castro and Von Zuben [36] και με την εφαρμογή του συγκεκριμένου αλγορίθμου σε προβλήματα δυαδικής αναγνώρισης χαρακτήρων, πολυκριτήριας βελτιστοποίησης και στο πρόβλημα του Πλανόδιου πωλητή, κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι έχει τη δυνατότητα διαχείρισης υψηλής ποιότητας μνήμης.

Υπάρχουν πολλές επιτυχημένες εφαρμογές των αλγορίθμων τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος, όπως στην ασφάλεια του υπολογιστή, σε θέματα βελτιστοποίησης, στην εξόρυξη δεδομένων, στην ανίχνευση ανωμαλιών. Χαρακτηριστικά μπορούμε να αναφέρουμε παρακάτω διάφορους συγγραφείς που

χρησιμοποιούν τους συγκεκριμένους αλγόριθμους στην επίλυση διαφόρων προβλημάτων. Ο Garrett [37] από πριν το έτος 2005 παρακολουθούσε την ανάπτυξη των αλγορίθμων του τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος και είχε προβεί στην αξιολόγηση της χρησιμότητάς τους σε όρους «διακριτικότητας» και «αποτελεσματικότητας». Οι Kim et al. [38] παρείχαν μια εισαγωγή και ανάλυση των βασικών εξελίξεων αυτής της κατηγορίας αλγορίθμων κυρίως στον τομέα της ανίχνευσης εισβολών. Οι Hart and Timmis [31] μελέτησαν τους τομείς που θα μπορούσαν να εφαρμοστούν οι αλγόριθμοι αυτού του είδους και προσπάθησαν να προτείνουν μια σειρά από χαρακτηριστικά των προβλημάτων που πιθανώς θα μπορούσαν να εφαρμοστούν. Οι Freschi et al. [39] έκαναν μια γενική σύνοψη των εφαρμογών των πιο σύγχρονων αλγορίθμων πολυκριτήριας βελτιστοποίησης που βασίζονται στην ανοσολογία (immunity based), σε πραγματικά προβλήματα που υπήρχαν στην μέχρι τότε βιβλιογραφία. Περισσότερες πληροφορίες με σχετικές αναφορές σε κάθε κατηγορία των αλγορίθμων τεχνητών ανοσοποιητικών συστημάτων συναντούμε στο άρθρο των Dasgupta et al. [40].

Παρακάτω πραγματοποιούμε μια σύντομη επισκόπηση των τομέων εφαρμογής των αλγορίθμων των τεχνητών ανοσοποιητικών συστημάτων. Ο πίνακας 3.2 αναφέρει ομαδοποιημένες κατηγορίες περιοχών εφαρμογής [31].

Major	Minor
Clustering/classification	Bio-informatics
Anomaly detection	Image processing
Computer security	Control
Numeric function optimisation	Robotics
Combinatoric optimisation	Virus detection
Learning	Web mining

Πίνακας 3.2: Κατηγορίες εφαρμογών περιοχών εφαρμογής των αλγορίθμων τεχνητού ανοσοποιητικού (των Hart and Timmis [31]).

Επιγραμματικά να αναφέρουμε ότι στην κατηγορία του εντοπισμού ανωμαλιών (anomaly detection) ανήκει ένα ευρύ φάσμα προβλημάτων όπως είναι αυτό της ανίχνευσης των διακυμάνσεων της θερμοκρασίας σε μονάδες ψύξης, ανίχνευσης βλάβης στα αεροσκάφη, ανίχνευση σφαλμάτων στις αυτόματες ταμειακές μηχανές, όπως επίσης ανίχνευση βλαβών στα τηλεφωνικά δίκτυα, εφαρμογές ασφάλειας υπολογιστών και εντοπισμού ιών.

Επόμενη κατηγορία είναι η μάθηση. Ως μάθηση εννοούμε τη διαδικασία απόκτησης της γνώσης από την εμπειρία και είναι σε θέση να εφαρμόσει αυτή την γνώση σε επόμενα προβλήματα όπως είναι η αναγνώριση προτύπων, η έννοια μάθησης με επίβλεψη ή χωρίς δεδομένων ομαδοποίησης (clustering data) και ταξινόμησης δεδομένων. Βέβαια υπάρχει ξεχωριστή κατηγορία για τα προ-

βλήματα ομαδοποίησης ή ταξινόμησης όπου σχετίζονται με την ομαδοποίηση ή ταξινόμηση ενός συγκεκριμένου συνόλου δεδομένων χρησιμοποιώντας υποδειγματικά πρότυπα όπως είναι η ταξινόμηση με ακρίβεια. Σχεδόν όλες οι εφαρμογές ομαδοποίησης που έχουν γίνει εστιάζουν σε σύνολα δεδομένων που είναι στατικά αν και έχουν γίνει και λίγες προσπάθειες σε δυναμικά δεδομένα με χρήση αλγορίθμων που βασίζονται στο ανοσοποιητικό σύστημα. Μια ιδιαίτερη ομάδα αποτελούν τα προβλήματα σχετικά με την βιοπληροφορική, που όμως είναι μια υποκατηγορία ομαδοποίησης και ταξινόμησης δεδομένων με στατικά από τη φύση τους δεδομένα.

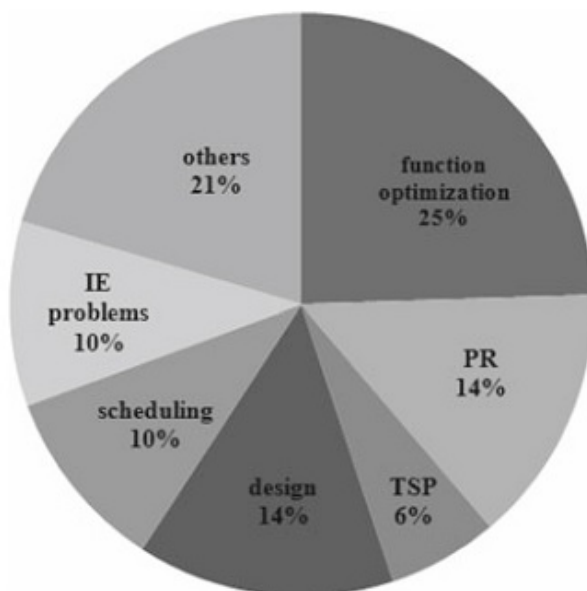
Η επόμενη κατηγορία είναι αυτή των προβλημάτων βελτιστοποίησης, όπου καλύπτουν ένα τεράστιο σύνολο πραγματικών εφαρμογών που απαιτούν συνδυαστική βελτιστοποίηση όπως είναι το πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή, ο προγραμματισμός εργασιών (όπως Inventory και job shop scheduling problems), τα προβλήματα δρομολόγησης καθώς επίσης και η βελτιστοποίηση των αριθμητικών λειτουργιών. Παραδείγματα εφαρμογών έχουμε από τους Campelo et al. [41], οι οποίοι έκαναν χρήση ενός αλγορίθμου βασισμένου στο ανοσοποιητικό σύστημα σε πρόβλημα βελτιστοποίησης του σχεδιασμού των ηλεκτρομαγνητικών συσκευών. Επίσης, οι Kalinli and Karaboga [42]εφάρμοσαν τέτοιου είδους αλγόριθμο σε προβλήματα σχεδιασμού της άπειρης κρουστικής απόκρισης φίλτρων.

Το 2002 οι Lee et al. [43] χρησιμοποίησαν αλγόριθμο αποικίας μυρμηγκιών βασιζόμενο στο ανοσοποιητικό σύστημα με σκοπό την επίλυση ενός προβλήματος στόχευσης όπλου (weapon-target assignment problem). Αυτή η υβριδοποίηση των αλγορίθμων του ανοσοποιητικού συστήματος με υπάρχοντες αλγόριθμους αποτελεί μια τάση που κερδίζει όλο και περισσότερο το ενδιαφέρον των ερευνητών.

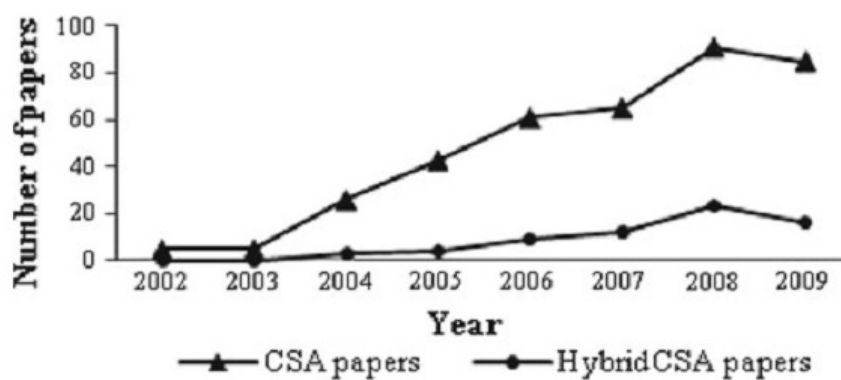
Επιπροσθέτως, οι αλγόριθμοι τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος έχουν αρχίσει να ενσωματώνονται στη ρομποτική, ώστε τα ρομπότ να αποκτήσουν νέες, πιο σύνθετες δεξιότητες καθ' όλη τη διάρκεια της ζωής του. Τα προσαρμοστικά συστήματα ελέγχου σχηματίζουν μια αντίστοιχη κατηγορία και ασχολούνται για παράδειγμα σχετικά με τον έλεγχο ενός ρομποτικού βραχίονα [31].

Τα θέματα που αφορούν την επεξεργασία εικόνας και το web-mining, αν και δεν συνιστούν μια μεγάλη κατηγορία, εντούτοις υπάρχει μια αυξανόμενη αναφορά χρήσης αλγορίθμων του ανοσοποιητικού συστήματος με πολύ επιτυχημένα αποτελέσματα. Παραδείγματα έχουμε από τους Zhong et al. [44] και Su et al. [45], οι οποίοι ανέφεραν τη χρήση αλγορίθμων του ανοσοποιητικού συστήματος για την ταξινόμηση δορυφορικών εικόνων με τηλεπισκόπηση, και αντιστάθμιση εικόνων όπου υπάρχει πίσω φωτισμός αντίστοιχα.

Τέλος όσο αφορά την κατηγορία των διαδικτυακών εφαρμογών τα τελευταία χρόνια υπάρχουν όλο και περισσότερο εφαρμογές με τέτοιου είδους αλγορίθμους. Αξιοσημείωτη είναι και η εφαρμογή του Nasraoui et al. [47] που χρησιμοποιεί έναν αλγόριθμο του ανοσοποιητικού συστήματος προκειμένου να παρακολουθήσει σχηματισμούς σε ένα δυναμικό πλαίσιο δεδομένων αλληλουχί-



Πίνακας 3.3: Είδη προβλημάτων που έχουν επιλυθεί από αλγορίθμους επιλογής κλώνων (των Ulutas and Kulturel-Konak [46]).



Πίνακας 3.4: Αριθμός δημοσιεύσεων που αφορούν τους αλγορίθμους επιλογής κλώνων και υβριδικές μορφές τους (των Ulutas and Kulturel-Konak [46]).

ας των «κλικ» που κάνουν οι χρήστες του διαδικτύου προκειμένου να φτιάξει ένα προφίλ χρηστών.

Επίσης παραθέτουμε το σχήμα 3.3 που δείχνει σε τι είδους προβλήματα έχουν χρησιμοποιηθεί οι αλγόριθμοι επιλογής κλώνων, από όπου μπορούμε να συμπεράνουμε ότι χρησιμοποιούνται κυρίως σε προβλήματα βελτιστοποίησης. Βέβαια περισσότερες πληροφορίες για τα είδη των προβλημάτων που έχουν χρησιμοποιηθεί οι αλγόριθμοι επιλογής κλώνων μπορεί να αντλήσει κανείς από το άρθρο των Ulutas and Kulturel-Konak [46]. Τελειώνοντας καλό είναι να αναφέρουμε ότι οι αλγόριθμοι επιλογής κλώνων, όπως φαίνεται και από την εικόνα 3.4, από το 2003 και μετά άρχισαν να μελετώνται πολύ συστηματικά και να εφαρμόζονται σε πάρα πολλές μελέτες. Αντίθετα, υβριδικοί αλγόριθμοι παρουσιάζουν μικρή ανοδική τάση στη χρήση τους από το 2007 και μετά.

Κεφάλαιο 4

Στόχοι

Η παρούσα εργασία, όπως υποδηλώνεται και από τον τίτλο της, εστιάζει στην ανάπτυξη αλγορίθμων του τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος για την επίλυση του προβλήματος του βέλτιστου σχεδιασμού της γραμμής προϊόντων, το οποίο έχει κεντρίσει το ενδιαφέρον των μελετητών πολλές δεκαετίες τώρα. Είδαμε προηγουμένως ότι στο συγκεκριμένο πρόβλημα μέχρι στιγμής έχουν εφαρμοστεί διάφοροι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης όπως ο γενετικός, ο αλγόριθμος προσομοιωμένης ανόπτησης κλπ, όχι όμως αλγόριθμοι του τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος. Έτσι λοιπόν για πρώτη φορά στη βιβλιογραφία γίνεται προσπάθεια επίλυσης του συγκεκριμένου προβλήματος με διάφορες παραλλαγές των αλγορίθμων που ανήκουν στην οικογένεια των τεχνητών ανοσοποιητικών συστημάτων, και πιο συγκεκριμένα στην στενότερη ομάδα των αλγορίθμων επιλογής κλώνων. Οι παραλλαγές αναφέρονται τόσο σε διαφορετικά είδη αλγορίθμων επιλογής κλώνων, όσο και σε παραλλαγές που διαφέρουν στους τελεστές που χρησιμοποιούν πχ. τελεστές επιλογής κλώνων, τελεστές υπερμετάλλαξης και τελεστές ωρίμανσης.

Στόχοι λοιπόν της παρούσας εργασίας αποτελούν:

- Η ανάπτυξη και προσαρμογή αλγορίθμων επιλογής κλώνων για την επίλυση του προβλήματος βελτιστοποίησης γραμμής προϊόντων.
- Η σύγκριση των αποτελεσμάτων τους με τις κύριες μεθόδους που έχουν χρησιμοποιηθεί προηγουμένως [6].
- Η συγκριτική ανάλυση των αποτελεσμάτων μιας πλειάδας παραλλαγών τους, ώστε να εντοπιστούν οι αποτελεσματικότεροι τελεστές για την επίλυση του προβλήματος
- Η ερμηνεία των διαφορών στην απόδοση των αλγορίθμων επιλογής κλώνων.

Κεφάλαιο 5

Μέθοδοι

Όπως προτείναμε στα προηγούμενα κεφάλαια, οι αλγόριθμοι τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος αποτελούν έναν δινητικά αποτελεσματικό τρόπο επίλυσης του προβλήματος του σχεδιασμού βέλτιστων (ή κοντά στο βέλτιστο) γραμμών προϊόντων. Στόχος αυτής της εργασίας είναι η συγκριτική αξιολόγηση διαφόρων υποειδών τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος για την επίλυση αυτού του προβλήματος. Επομένως, σε αυτό το κεφάλαιο αναπτύσσω λεπτομερώς την εφαρμογή των μεθόδων ΙΑ, όπως προσάρμοσα πάνω σε ένα μελετημένο παράδειγμα *conjoint* πειράματος της βιβλιογραφίας. Κατόπιν, περιγράφω αναλυτικά την πειραματική διαδικασία και τα στατιστικά δεδομένα που συλλέχθηκαν στο κεφάλαιο 6 για την συγκριτική ανάλυση των αποτελεσμάτων.

5.1 Αλγόριθμοι επιλογής κλώνων προσαρμοσμένοι στο πρόβλημα βελτιστοποίησης τσαντών

Όπως είδαμε στο κεφάλαιο 3, όλοι οι CSA στηρίζονται στη βιολογική θεωρία της επιλογής κλώνων και στη διαδικασία ωρίμανσης του βαθμού συνάφειας [48]. Στη πρώτη υποενότητα παραθέτω το βασικό σχήμα που ακολουθούν ανεξαιρέτως όλες οι παραλλαγές που χρησιμοποιήθηκαν στην εργασία αυτή. Ακολούθως, αναλύω ξεχωριστά τις χαρακτηριστικές υπορουτίνες που χρησιμοποίησε κάθε παραλλαγή CSA.

5.1.1 Βασικός αλγόριθμος CSA

Στην υποενότητα 3.2.1 περιγράψαμε τη γενική διαδικασία που ακολουθούν όλοι οι CSA αλγόριθμοι. Έτσι και στην παρούσα εργασία η φιλοσοφία τους παραμένει ίδια. Παρακάτω παραθέτουμε βήμα προς βήμα τον βασικό αλγόριθμο 1, εισάγοντας παράλληλα και τους απαραίτητους για τη συνέχεια συμβολισμούς. Να σημειώσουμε εδώ ότι οι φράσεις ‘καλύτερα/πιο κερδοφόρα αντισώματα/λύσεις/σειρές προϊόντων’ χρησιμοποιούνται ως ταυτόσημοι.

Algorithm 1 Περίγραμμα αλγορίθμων επιλογής κλώνων (CSA)

```

1: procedure ΑΡΧΙΚΟΠΟΙΗΣΗ
2:   Δημιουργία τυχαίου πληθυσμού  $N_{P_1}$  σειρών προϊόντων (ισοδύναμα αν-
     τισωμάτων ή λύσεων)  $P_1$ 
3:   Υπολογισμός κερδών  $\forall a \in P_1$  βάσει συζυγούς ανάλυσης
4: end procedure
5: procedure ΕΠΙΛΟΓΗ ΚΛΩΝΩΝ ΚΑΙ ΩΡΙΜΑΝΣΗ ΣΥΝΑΦΕΙΑΣ
6: loop:
7:   Τελεστής κλωνοποίησης  $\forall a \in P_i$ , δημιουργία συνόλου κλώνων  $C$ 
8:   Τελεστής υπερμετάλλαξης σε κάθε  $c \in C$ 
9:   Υπολογισμός κερδών  $\forall c \in C$ 
10:  Δημιουργία νέου τυχαίου πληθυσμού λύσεων  $P_{new}$  (προαιρετικά)
11:  Υπολογισμός κερδών  $\forall a \in P_{new}$ 
12:  Τελεστής επιλογής Νέος πληθυσμός  $P_{i+1}$ , με επιλογή ανάμεσα στους
     πιο κερδοφόρους κλώνους, παλαιά και καλύτερα νέα τυχαία αντισώματα,
      $N_{P_{i+1}} \leftarrow n_C + n_{P_i} + n_{P_{new}}$ 
13: end procedure
14: procedure ΕΠΑΝΑΛΗΨΗ ΚΥΚΛΟΥ
15:   Επανάληψη διαδικασίας βήματος 5 μέχρι  $k$  γενιές (επαναλήψεις) ή μέχρι
      $l < k$  γενιές χωρίς βελτίωση της έως τότε καλύτερης σειράς προϊόντων
16: end procedure

```

5.1.2 Δεδομένα και προσαρμογή στο πρόβλημα βελτι- στοποίησης τσαντών

Στην προηγούμενη υποενότητα παρουσιάσαμε τη μορφή όλων των αλγορίθμων επιλογής κλώνων που εφαρμόσαμε στο πρόβλημα, ενώ στην ενότητα 2.1.3 είχαμε παρουσιάσει τη γενική μαθηματική μορφή του προβλήματος, όπως τη διατύπωσαν οι Belloni et al. [6]. Στην παρούσα ενότητα λοιπόν προχωράμε σε μία βήμα προς βήμα παρουσίαση της εφαρμογής του μοντέλου αυτού για τους αλγορίθμους επιλογής κλώνων.

Έστω ότι s_{bags}^j αντιστοιχεί στη σειρά j του πίνακα S_{bags} που περιέχει τους n_{comb} ($=3584$ στο πραγματικό πρόβλημα της εργασίας) πιθανούς συνδυασμούς τσαντών αποτελούμενων από n_{feat} χαρακτηριστικά ($=10$ αντίστοιχα). Κάθε στοιχείο του διανύσματος s_{bags}^j παίρνει ακέραιες τιμές $\{0, \dots, n_{lev}-1\}$, όπου n_{lev} ο αριθμός των επιπέδων κάθε χαρακτηριστικού. Για τα πραγματικά δεδομένα των Belloni et al. [6] το πρώτο χαρακτηριστικό αντιστοιχεί στην τιμή με $n_{lev} = 7$, ενώ τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά τσάντας είναι δύτιμα.

Ως επιπλέον δεδομένα έχουμε: το κόστος $p_{feat} \in R^{1 \times n_{feat}}$ κάθε χαρακτηριστικού για την εταιρία, ο αριθμός των πιθανών πελατών n_{cust} ($=324$ στο αρχικό πρόβλημα), τον πίνακα προτιμήσεων των πελατών $W \in R^{n_{cust} \times n_{feat}}$, και s_{comp} το διάνυσμα ακέραιων αριθμών που περιέχει τα ανταγωνιστικά προϊόντα, όπου στο αρχικό πρόβλημα $s_{comp} = [1, 1568, 3584]$, με το 1 να αναφέρεται

στην τσάντα s_{bags}^1 κ.ο.κ.. Με βάση τους παραπάνω συμβολισμούς έχουμε τα παρακάτω βήματα:

1. Ως πρώτο βήμα προϋπολογίζουμε τα κέρδη p_j που προσφέρει η πώληση μιας μονάδας κάθε πιθανής τσάντας $j \in J$ σύμφωνα με τη σχέση $p_j = s_{bags}^j \mathbf{p}'_{feat} + p_{base}$, όπου το βασικό κέρδος $p_{base} = 35\$$ στο αρχικό πρόβλημα.
2. Προϋπολογίζουμε τη χρησιμότητα $u_{ij} = s_{bags}^j \mathbf{w}'_i$ για κάθε καταναλωτή i και προϊόν j .
3. Γνωρίζοντας τις χρησιμότητες u_{ij} ξέρουμε τη μέγιστη χρησιμότητα των ανταγωνιστικών προϊόντων για κάθε πελάτη i που πρέπει να ξεπεράσουμε για να προτιμήσει το δικό μας προϊόν, $u_{i,base} = \max_j u_{ij}$ (στο αρχικό πρόβλημα $j = \{1, 1568, 3584\}$).
4. Περνώντας στο καθεαυτό κομμάτι των αλγορίθμων επιλογής κλώνων, αρχικοποιούμε τον πληθυσμό αντισωμάτων $\mathbf{P}_1 = U\{[1, \dots, n_{comb}]\}^{N_{P1} \times n_{bags}}$. Έτσι έχουμε γραμμές n_{bags} προϊόντων με ακέραιους που αντικατοπτρίζουν το είδος των αντικειμένων.
5. Υπολογίζουμε τη δύτιμη μεταβλητή x_{ij} που καθορίζει αν διαλέγει ο καταναλωτής i το προϊόν j :

$$x_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{αν } u_{ij} \leq u_{i,base} \\ 1, & \text{διαφορετικά} \end{cases} \quad (5.1)$$

6. Βρίσκουμε το κέρδος της εταιρίας από κάθε αντίσωμα α σύμφωνα με την εξίσωση $p_\alpha = \sum_{j \in \alpha} \sum_{i \in I} p_j x_{ij}$.
7. Στη συνέχεια αφού επιλέξουμε ποια χαρακτηριστικά ποιων προϊόντων κάθε κλώνου θα μεταλλαγούν, παίρνουμε τυχαίες τιμές $\mathbf{c}_z \leftarrow U\{[0, \dots, n_{lev} - 1] \setminus \mathbf{c}_z\}$. Για παράδειγμα, για κλώνους των 3 χαρακτηριστικών, 2 προϊόντων και 2 επιπέδων, το $z = 5$ σημαίνει πως η μετάλλαξη θα πραγματοποιηθεί στο δεύτερο χαρακτηριστικό του δεύτερου προϊόντος της γραμμής, και η τιμή στη θέση αυτή θα αντιστραφεί.
8. Τέλος, τα κέρδη των νέων αντισωμάτων που επιλέγονται υπολογίζονται όπως στο βήμα 6.

5.1.3 Κλωνοποίηση και αριθμός κλώνων

Η πρώτη διαφοροποίηση μεταξύ των αλγορίθμων επιλογής κλώνων εμφανίζεται κατά το στάδιο της κλωνοποίησης του τρέχοντος πληθυσμού \mathbf{P}_i (βήμα 7 Αλγορίθμου 1). Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιούμε δύο ειδών τελεστές,

την στατική κλωνοποίηση (static cloning) και την κλωνοποίηση ανάλογη της αρμοστικότητας (proportional cloning) [36, 48–50]. Εκτός από τις τρεις τελευταίες παραλλαγές του σχήματος 5.1, όλοι οι άλλοι CSA χρησιμοποιούν την στατική κλωνοποίηση.

Algorithm 2 Στατική κλωνοποίηση (static cloning)

- 1: Δώσε μία σταθερή, κοινή τιμή για τον αριθμό κλώνων που θα δημιουργούνται από κάθε αντίσωμα
 - 2: (βήματα 1-16 Αλγορίθμου 1)
-

Στην απλούστερη εκδοχή, αυτή της στατικής κλωνοποίησης, ορίζουμε κατά την έναρξη του αλγορίθμου έναν σταθερό αριθμό κλώνων που θα παράγει κάθε αντίσωμα ανά γενιά (Αλγόριθμος 2). Έτσι, ο συνολικός αριθμός κλώνων N_C ανά γενιά δίνεται από την εξίσωση:

$$N_C = \sum_{i=1}^N \text{round}(\beta \cdot N) \quad (5.2)$$

όπου β ένας πολλαπλασιαστικός παράγοντας.

Algorithm 3 Κλωνοποίηση ανάλογη της αρμοστικότητας (proportional cloning)

- 1: (βήμα 1-3 Αλγορίθμου 1)
 - 2: Υπολογισμός σχετικής αρμοστικότητας $\forall \mathbf{a} \in \mathbf{P}_1$ βάσει συναρτήσεων 5.4-5.5
 - 3: Υπολογισμός αριθμού κλώνων $\forall \mathbf{a} \in \mathbf{P}_1$ βάσει συνάρτησης 5.3
 - 4: (βήματα 4-12 Αλγορίθμου 1)
 - 5: Υπολογισμός σχετικής αρμοστικότητας $\forall \mathbf{a} \in \mathbf{P}_{i+1}$
 - 6: Υπολογισμός αριθμού κλώνων $\forall \mathbf{a} \in \mathbf{P}_{i+1}$
 - 7: (βήματα 13-16 Αλγορίθμου 1)
-

Αντίθετα, κατά την ανάλογη κλωνοποίηση¹ ο αριθμός των κλώνων δεν είναι προκαθορισμένος, αλλά μεταβάλλεται ανάλογα με τη σχετική αρμοστικότητα κάθε αντισώματος (fitness) $f_i \in [0, 1]$. Στα πλαίσια του προβλήματός μας, αυτή η σχέση δίνεται από την ακόλουθη συνάρτηση:

$$N_C = \sum_{i=1}^N \text{ceil}(e^{\rho \cdot f_i} \cdot \beta \cdot N) \quad (5.3)$$

όπου ρ εκθετικός παράγοντας και ceil η στρογγυλοποίηση προς τον αμέσως μεγαλύτερο ακέραιο. Η στρογγυλοποίηση αυτή χρησιμοποιείται για να εξασφαλιστεί τουλάχιστον ένα κλώνο ανά αντίσωμα.

¹Οι παραλλαγές IA της παρούσας εργασίας που χρησιμοποιούν την ανάλογη κλωνοποίηση διακρίνονται από τις υπόλοιπες με το πρόθεμα *prop*- (βλέπε σχήμα 5.1).

Η συνάρτηση αυτή ακολουθεί την αντίστοιχη των De Castro and Von Zuben [48], με τη διαφορά ότι εδώ χρησιμοποιήσα τον εκθετικό παράγοντα $e^{p \cdot f_i}$ και όχι μία προκαθορισμένη τιμή για κάθε αντίσωμα (π.χ. 100 κλώνοι για το καλύτερο αντίσωμα, 50 για το δεύτερο καλύτερο κ.ο.κ). Η σχέση αυτή σχηματίστηκε από την αντίστοιχη αντίστροφη εκθετική που χρησιμοποιείται στη βιβλιογραφία [49–51] για την αντιστρόφως ανάλογη υπερμετάλλαξη (βλέπε επόμενη ενότητα). Να σημειώσουμε εδώ ότι σταθερές κλιμακωτές σχέσεις (όπως η πρωτότυπη των De Castro and Von Zuben [48]) απορρίφθηκε στα αρχικά στάδια της μελέτης ως λιγότερο αποδοτική.

Για τον υπολογισμό της σχετικής αρμοστικότητας f_i χρησιμοποιήσα τις αντίστοιχες συναρτήσεις για πρόβλημα ελαχιστοποίησης των Engin and Döyen [52], μετατρέποντάς τις κατάλληλα για το πρόβλημα μεγιστοποίησης της παρούσας εργασίας:

$$f_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^N F_i} \quad (5.4)$$

και:

$$F_i = p_i + 1 - \min_i p_i \quad (5.5)$$

όπου F_i είναι η (απόλυτη) αρμοστικότητα και p_i τα κέρδη της σειράς προϊόντων (αντισώματος) i .

5.1.4 Τελεστές υπερμετάλλαξης

Όπως είδαμε, στο βήμα της ωρίμανσης οι κλώνοι των αντισωμάτων υφίστανται έναν αριθμό σημειακών μεταλλάξεων. Σε αυτή την εργασία έχουν χρησιμοποιηθεί πέντε είδη τελεστών υπερμετάλλαξης (βήμα 8 Αλγορίθμου 1), τρεις βασικοί καθώς και μία επιπλέον παραλλαγή για τους δύο από τις τρεις βασικούς. Αυτοί διαφέρουν είτε στον αριθμό, είτε και στον τρόπο επιλογής των σημείων προς μετάλλαξη.

Algorithm 4 Στατική υπερμετάλλαξη (static hypermutation)

- 1: Όρισε ένα σταθερό πλήθος μεταλλάξεων $m \in \mathbb{N}$, ίδιο $\forall c \in C$
 - 2: (βήμα 1-7 Αλγορίθμου 1)
 - 3: Διάλεξε από ομοιόμορφη κατανομή m_c χαρακτηριστικά $\forall c \in C$
 - 4: **for all** j **do**
 - 5: εκτέλεσε τη μετάλλαξη $c_j \leftarrow U\{[0, \dots, n_{lev} - 1] \setminus c_j\}$, όπου j η θέση ενός επιλεγμένου χαρακτηριστικού, και n_{lev} το πλήθος των επιπέδων κάθε χαρακτηριστικού
 - 6: **end for**
 - 7: (βήματα 9-16 Αλγορίθμου 1)
-

Αναλυτικότερα, στην στατική υπερμετάλλαξη² (Αλγόριθμος 4) ο αριθμός των σημειακών αλλαγών στη συμβολοσειρά κάθε κλώνου, m_e , προκαθορίζεται και είναι σταθερός, ανεξάρτητα από την αρμοστικότητα του κλώνου [49]. Οι θέσεις (χαρακτηριστικά) μετάλλαξης της συμβολοσειράς επιλέγονται τυχαία χρησιμοποιώντας ομοιόμορφη κατανομή. Στη συνέχεια, τα επιλεγμένα αυτά χαρακτηριστικά παίρνουν μία νέα τυχαία τιμή, χρησιμοποιώντας ξανά μία (διακριτή) ομοιόμορφη κατανομή συναρτήσεως του πλήθους των επιπέδων που έχουμε ορίσει στο εκάστοτε πρόβλημα. Έτσι, αν θεωρήσουμε ως n_{lev} το πλήθος των επιτρεπτών επιπέδων, και c_j την τιμή που κατέχει ο κλώνος στη θέση j , τότε η νέα τιμή θα αντληθεί από την κατανομή $U\{[1, \dots, n_{lev}] \setminus c_j\}$. Η αφαίρεση της τρέχουσας τιμής από την ομοιόμορφη κατανομή εξασφαλίζει την αποτροπή ανούσιων μεταλλαγών ξανά στην ίδια τιμή. Ο τρόπος αυτός εισαγωγής των νέων μεταλλάξεων παραμένει ο ίδιος σε όλους τους αλγορίθμους της παρούσας εργασίας.

Algorithm 5 Υπερμετάλλαξη αντιστρόφως ανάλογη της αρμοστικότητας (inversely proportional hypermutation)

- 1: (βήματα 1-3 Αλγορίθμου 1)
 - 2: Υπολογισμός σχετικής αρμοστικότητας $\forall a \in \mathbf{P}_1$ βάσει συναρτήσεων 5.4-5.5
 - 3: Υπολογισμός πλήθους θέσεων μετάλλαξης m_e (ίδιο για κάθε κλώνο του) $\forall a \in \mathbf{P}_1$ βάσει συνάρτησης 5.6
 - 4: (βήματα 4-7 Αλγορίθμου 1)
 - 5: (βήματα 3-6 Αλγορίθμου 4)
 - 6: (βήματα 9-12 Αλγορίθμου 1)
 - 7: Υπολογισμός σχετικής αρμοστικότητας $\forall a \in \mathbf{P}_{i+1}$
 - 8: Υπολογισμός m (πλήθους θέσεων μετάλλαξης) $\forall a \in \mathbf{P}_{i+1}$
 - 9: (βήματα 13-16 Αλγορίθμου 1)
-

Στον αντίποδα, η αντιστρόφως ανάλογη της αρμοστικότητας υπερμετάλλαξη³ (Αλγόριθμος 5) μιμείται τη φυσιολογική διαδικασία ωρίμανσης της ανοσολογικής απόκρισης [48, 52]. Επομένως, ο αριθμός των σημειακών μεταλλαγών σε κάθε κλώνο (m_e) καθορίζεται από τον υπάρχοντα βαθμό αρμοστικότητας του γονεϊκού αντισώματος στον πληθυσμό. Με άλλα λόγια, όσο λιγότερο κερδοφόρα είναι μία λύση σε σχέση με την τρέχουσα καλύτερη λύση, τόσο περισσότερες αλλαγές θα υποστεί. Η συνάρτηση 5.6 (όπως αυτή χρησιμοποιήθηκε αρχικά [48, 50]) καθορίζει το πλήθος των χαρακτηριστικών που θα μεταλλαχθούν (m_e).

$$m_e = \text{ceil}(e^{-\rho \cdot f_i} \cdot L) \quad (5.6)$$

²Όλες οι παραλλαγές IA της παρούσας εργασίας που χρησιμοποιούν τη στατική υπερμετάλλαξη, με εξαίρεση τον optAInet έχουν στην ονομασία τους το πρόθεμα *stat-* (βλέπε σχήμα 5.1).

³Όσες παραλλαγές IA της παρούσας εργασίας χρησιμοποιούν τη στατική υπερμετάλλαξη, με εξαίρεση τον optAInet έχουν στην ονομασία τους το πρόθεμα *stat-* (βλέπε σχήμα 5.1).

Η παράμετρος L συμβολίζει το μήκος της συμβολοσειράς των αντισωμάτων. Στο παράδειγμά μας αυτό αντιστοιχεί στον αριθμό χαρακτηριστικών κάθε προϊόντων επί τον αριθμό προϊόντων που συνθέτουν τη σειρά αυτή. Η προς τα άνω στρογγυλοποίηση χρησιμοποιείται ξανά για να εξασφαλιστεί τουλάχιστον μία σημειακή μετάλλαξη ανά κλώνο. Για τον υπολογισμό της αρμοστικότητας f_i χρησιμοποιούμε ξανά τις συναρτήσεις 5.4-5.5. Έτσι, όλοι οι κλώνοι κάθε αντισώματος i θα υποστούν τον ίδιο αριθμό μεταλλάξεων. Πάντως είναι απαραίτητο να σημειωθεί ότι αν και η ονομασία του τελεστή είναι ίδια με αυτή που χρησιμοποιούν οι Cutello et al. [49, 50], η συνάρτηση 5.6 διαφέρει από την αντίστοιχη δική τους.

Algorithm 6 Πρώτη εποικοδομητική μετάλλαξη (First Constructive Mutation, FCM)

```

1: (βήματα 1-3 Αλγορίθμου 4) ή (βήματα 1-4 Αλγορίθμου 5)
2: for all  $c \in C$  do
3:   for all  $j$  do
4:     (βήμα 5 Αλγορίθμου 4)
5:     Υπολογισμός κερδών από  $c_j$ 
6:     if  $c_j$  πιο κερδοφόρο μετά τη σημειακή μετάλλαξη then
7:       break
8:     end if
9:   end for
10: end for
11: (βήματα 10-12 Αλγορίθμου 1)
12: (βήματα 7-9 Αλγορίθμου 5) ή (βήματα 13-16 Αλγορίθμου 1)

```

Στους δύο προαναφερθέντες τελεστές υπερμετάλλαξης ο καθορισμένος αριθμός σημειακών μεταλλάξεων εκτελείται στο σύνολό του. Εντούτοις, και οι δύο μπορούν να συνδυαστούν με τη στρατηγική του τερματισμού κατά την πρώτη εποικοδομητική μετάλλαξη (stop at First Constructive Mutation, FCM⁴) [49, 53]. Σύμφωνα με αυτήν (Αλγόριθμος 6), η διαδικασία ωρίμανσης συνεχίζεται έως ότου η μετάλλαξη ενός από τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά δώσει ένα κλώνο πιο κερδοφόρο από ότι το γονεϊκό αντίσωμα. Συνεπώς, κάθε κλώνος μπορεί να μεταλλαχθεί σε τουλάχιστον μία θέση και έως το πολύ m_c θέσεις. Με αυτόν τον τρόπο μπορούν να ελεγχθούν περισσότερες πιθανές λύσεις ανά γενιά ή να αποφευχθούν οι (τουλάχιστον βραχυπρόθεσμα) «επιβλαβείς» επιπλέον μεταλλαγές σε κλώνους που ήδη βελτιώθηκαν.

Τέλος, η γειτονική υπερμετάλλαξη (contiguous hypermutation) αποτελεί ένα ξεχωριστό παράδειγμα τελεστή (Αλγόριθμος 7, ο οποίος χαρακτηρίζει τον επονομαζόμενο αλγόριθμο Β-κυττάρων (B-cell algorithm, BCA⁵) [54]. Βα-

⁴Όσες παραλλαγές ΙΑ της παρούσας εργασίας χρησιμοποιούν τον τελεστή FCM έχουν στην ονομασία τους την κατάληξη *-fcm* (βλέπε σχήμα 5.1).

⁵Μόνο οι δύο παραλλαγές BCA χρησιμοποιούν τον τελεστή γειτονικής υπερμετάλλαξης

Algorithm 7 Γειτονική υπερμετάλλαξη (contiguous hypermutation)

-
- 1: (βήματα 1-7 Αλγορίθμου 1)
 - 2: Διάλεξε τυχαία από ομοιόμορφη κατανομή 2 θέσεις $s_1, s_2, \forall c \in C$
 - 3: Συνέχισε όπως (βήματα 4-6 Αλγορίθμου 4), αλλά μετάλλαξε και όλα τα ενδιάμεσα σημεία, δηλαδή $j = s_1, \dots, s_2$
 - 4: (βήματα 9-16 Αλγορίθμου 1)
-

σική διαφορά αυτού του τελεστή αποτελεί η επιλογή ενός συνεχούς τμήματος της συμβολοσειράς για μετάλλαξη, αντί ομοιόμορφα κατανομημένων σημειακών μεταλλάξεων. Στην παρούσα εργασία η θέση έναρξης και λήξης του προς μετάλλαξη τμήματος (και συνεπώς το πλήθος των μεταλλάξεων) επιλέγεται τυχαία από ομοιόμορφη κατανομή.

5.1.5 Τελεστές επιλογής με σταθερό μέγεθος πληθυσμού

Έπειτα από την ωρίμανση των κλώνων και την προαιρετική δημιουργία με τυχαίο τρόπο νέων αντισωμάτων, ακολουθεί η επιλογή ενός μέρους αυτών που θα συνθέσει τα γονεϊκά αντισώματα της επόμενης γενιάς (βήμα 12 Αλγορίθμου 1). Κύριο κριτήριο επιλογής κλώνων στο πρόβλημα μας αποτελεί φυσικά το προβλεπόμενο κέρδος κάθε κλώνου (δηλαδή σειράς προϊόντων). Ακολουθώντας το παράδειγμα των Belloni et al. [6], πριν την εκτέλεση κάθε αλγορίθμου υπολόγισα και κράτησα στη μνήμη τον πίνακα χρησιμότητας πελατών καθώς και τα κέρδη κάθε πιθανού προϊόντος. Με αυτό τον τρόπο, εκμεταλλευόμενοι το μικρό αριθμό πιθανών προϊόντων, ο χρόνος υπολογισμού των κερδών σε κάθε γενιά και συνεπώς ο συνολικός χρόνος περάτωσης των αλγορίθμων μειώνεται σημαντικά [6].

Algorithm 8 Στρατηγική επιλογής 1 (selection strategy 1)

-
- 1: (βήματα 1-11 Αλγορίθμου 1)
 - 2: **for all** $a \in P$ **do**
 - 3: Αντικατέστησε a με τον πιο κερδοφόρο κλώνο του
 - 4: **end for**
 - 5: Αντικατέστησε τις $N_{P_{new}}$ λιγότερο κερδοφόρες σειρές με ισάριθμες νέες τυχαίες σειρές (προαιρετικά)
 - 6: (βήματα 13-16 Αλγορίθμου 1)
-

Όλοι οι τελεστές επιλογής της παρούσας εργασίας στηρίζονται σε μία από τις στρατηγικές επιλογής των Cutello et al. [50] (βλέπε GLONALG1 και CLONALG2). Στην στρατηγική επιλογής 1 (Αλγόριθμος 8) λαμβάνουμε υπόψη την προέλευση των κλώνων, δηλαδή ποιο είναι το γονεϊκό αντίσωμα κάθε (βλέπε σχήμα 5.1).

κλώνου. Ακολουθώντας, συγκρίνουμε τα κέρδη των αδελφικών κλώνων μεταξύ τους και μόνο, με σκοπό την αντικατάσταση του γονεϊκού αντισώματος με τον πιο κερδοφόρο κλώνο του. Σημειωτέον ότι σε αυτή την περίπτωση το γονεϊκό αντίσωμα αντικαθίσταται ανεξαρτήτως αν είναι πιο κερδοφόρο ή όχι από τον επιλεγμένο κλώνο του. Στην περίπτωση που εισάγονται νέα τυχαία αντισώματα στον πληθυσμό, αυτά αντικαθιστούν τους ισάριθμους λιγότερο κερδοφόρους κλώνους που επιλέχθηκαν. Με αυτόν τον τρόπο, το μέγεθος του πληθυσμού αντισωμάτων κάθε γενιάς παραμένει σταθερό.

Algorithm 9 Στρατηγική επιλογής 2 (selection strategy 2)

- 1: Όρισε σταθερές τιμές για τα n_C , n_{P_i} , $n_{P_{new}}$, τέτοια ώστε $n_C + n_{P_i} + n_{P_{new}} = N_{P_{i+1}}$
 - 2: (βήματα 1-11 Αλγορίθμου 1)
 - 3: Ανεξαρτήτως προέλευσης των κλώνων, ακολούθησε (βήμα 12 Αλγορίθμου 1) σύμφωνα με τις τιμές αυτές
 - 4: (βήματα 13-16 Αλγορίθμου 1)
-

Εν αντιθέσει, η στρατηγική επιλογής 2 (Αλγόριθμος 9) δεν λαμβάνει καθόλου υπόψιν την προέλευση των κλώνων. Η σύγκριση και επιλογή συνεπώς γίνεται ανάμεσα σε όλους τους κλώνους. Οι αριθμοί n_C πιο κερδοφόρων κλώνων, n_{P_i} πιο κερδοφόρων γονεϊκών αντισωμάτων και $n_{P_{new}}$ πιο κερδοφόρων νέων τυχαίων αντισωμάτων προκαθορίζονται και παραμένουν σταθεροί, συνθέτοντας τον πληθυσμό αντισωμάτων κάθε επόμενης γενιάς. Η διατήρηση γονεϊκών ή νέων τυχαίων αντισωμάτων είναι και εδώ προαιρετική.

5.1.6 Επιλογή με μεταβλητό μέγεθος πληθυσμού

Όπως αναφέραμε, οι τελεστές επιλογής της προηγούμενης ενότητας διατηρούσαν το μέγεθος του πληθυσμού αντισωμάτων κάθε γενιάς σταθερό. Οι Castro and Timmis [55] πρότειναν έναν εναλλακτικό CSA, τον optAInet, ο οποίος επιτρέπει την δυναμική προσαρμογή του μεγέθους του πληθυσμού από γενιά σε γενιά. Ο optAInet είναι αποτέλεσμα σύνθεσης των προαναφερθέντων μεθόδων CLONALG με τη θεωρία ανοσοποιητικών δικτύων, προσαρμοσμένος για την επίλυση προβλημάτων πολυτροπικής βελτιστοποίησης (multimodal optimization) [55]. Η πλήρης χρησιμότητα του αλγορίθμου γίνεται φανερή σε περιπτώσεις που το ζητούμενο είναι η εύρεση πολλαπλών τοπικών βέλτιστων λύσεων. Εντούτοις, κάλλιστα μπορεί να χρησιμοποιηθεί και στο πρόβλημα διακριτής βελτιστοποίησης της παρούσας εργασίας. Στις επόμενες παραγράφους παρουσιάζω τον optAInet (Αλγόριθμος 10), όπως τον προσαρμόσα για την επίλυση της βελτιστοποίησης γραμμής προϊόντων.

Το αρχικό μέρος του optAInet, όπως φαίνεται και στην πρωτότυπη μορφή του [55], δεν διαφέρει από τους αλγόριθμους που ακολουθούν την στρατηγική επιλογής 1 (Αλγόριθμος 8). Από ένα τυχαίο πληθυσμό αντισωμάτων με ορισμένο αρχικό μέγεθος, δημιουργούνται κλώνοι σε κάθε γενιά οι οποίοι υφίστανται

Algorithm 10 optAInet

-
- 1: (βήμα 1 Αλγορίθμου 2)
 - 2: (βήματα 1-3 Αλγορίθμου 1)
 - 3: Υπολογισμός σχετικού κέρδους $\forall \mathbf{a} \in \mathbf{P}_1$ βάσει συνάρτησης 5.7
 - 4: (βήματα 4-9 Αλγορίθμου 1)
 - 5: (βήματα 2-5 Αλγορίθμου 8)
 - 6: Υπολογισμός σχετικού κέρδους $\forall \mathbf{a} \in \mathbf{P}_{i+1}$
 - 7: **if** μέσο σχετικό κέρδος του πληθυσμού δεν μεταβλήθηκε αρκετά (τουλάχιστον δ) **then**
 - 8: Διέγραψε τις χειρότερες σειρές προϊόντων μεταξύ σειρών που περιέχουν προϊόντα με ίδια χαρακτηριστικά (τουλάχιστον ποσοστό f_{common} ίδιων χαρακτηριστικών)
 - 9: Δημιουργία και προσθήκη στον πληθυσμό $N_{\mathbf{P}_{new}}$ νέων τυχαίων σειρών
 - 10: **end if**
 - 11: (βήματα 13-16 Αλγορίθμου 1)
-

υπερμετάλλαξη, και στη συνέχεια οι πιο κερδοφόροι κλώνοι αντικαθιστούν μόνο τα αντίστοιχα γονεϊκά αντισώματα τους. Στην παρούσα εφαρμογή του, ο optAInet χρησιμοποιεί μόνο την στατική κλωνοποίηση.

Το σημείο διαφοροποίησης των CLONALG και optAInet έρχεται φυσικά στο τμήμα αλληλεπιδράσεων δικτύου του δεύτερου. Πιο συγκεκριμένα, το σχετικό κέρδος \hat{p}_i κάθε αντισώματος υπολογίζεται σε κάθε γενιά με βάση τη συνάρτηση:

$$\hat{p}_i = \frac{p_i}{\max_i p_i} \quad (5.7)$$

Μετά την ωρίμανση και επιλογή των κλώνων, το σχετικό κέρδος κάθε αντισώματος του νέου πληθυσμού υπολογίζεται ξανά. Στο σημείο αυτό (βήμα 7 Αλγορίθμου 10), ελέγχεται αν το μέσο σχετικό κέρδος του πληθυσμού αντισωμάτων μεταβλήθηκε σημαντικά σε σχέση με την προηγούμενη γενιά. Σημαντική μεταβολή του μέσου σχετικού κέρδους υποδεικνύει ότι τα αντισώματα δεν έχουν ωριμάσει αρκετά, ή με άλλα λόγια οι πιθανές λύσεις δεν έχουν βελτιστοποιηθεί τοπικά. Επομένως σε μια τέτοια περίπτωση συνεχίζεται κανονικά η επανάληψη δημιουργίας, ωρίμανσης, επιλογής κλώνων όπως στους CLONALG.

Αντιθέτως, ελάχιστη (ή καθόλου) μεταβολή του μέσου σχετικού κέρδους δείχνει ότι οι υπάρχουσες λύσεις έχουν πιθανότατα φτάσει σε περιοχές τοπικών μέγιστων με μη σημαντικά περιθώρια βελτίωσης. Σε αυτή την περίπτωση, τα υπάρχοντα αντισώματα (σειρές προϊόντων) συγκρίνονται μεταξύ τους και αφαιρούνται αυτά που μοιάζουν αρκετά μεταξύ τους. Στην παρούσα εφαρμογή, αν δύο σειρές προϊόντων ομοιάζουν τουλάχιστον στο 70% των προϊόντων τους, τότε η χειρότερη από τις δύο διαγράφεται (βήμα 8 Αλγορίθμου 10). Ακολούθως προστίθενται $N_{\mathbf{P}_{new}}$ νέα τυχαία αντισώματα, επιτρέποντας έτσι την αναζήτηση περισσότερων περιοχών του χώρου λύσεων.

5.1.7 Τελεστές γήρανσης

Ένας άλλος τρόπος αποφυγής της πρόωρης σύγκλισης (premature convergence) κατά το στάδιο της επιλογής των CSA που συναντάται στη βιβλιογραφία είναι ο μηχανισμός της γήρανσης των αντισωμάτων [49, 50]. Αν και η γενική αρχή είναι ίδια, υπάρχουν πολλές παραλλαγές CSA που χρησιμοποιούν κάποια μορφή γήρανσης, με πιο γνωστό τον opt-IA [50, 56]. Για τις ανάγκες της παρούσας έρευνας υιοθετήσα τον στατικό μηχανισμό γήρανσης (static pure aging), καθώς έχουν αναφερθεί θετικότερα αποτελέσματα αυτού έναντι στοχαστικής γήρανσης [50].

Algorithm 11 Στρατηγική επιλογής 2 με γήρανση (aging)

- 1: Όρισε σταθερές τιμές για τα N_C , N_{P_i} , τέτοια ώστε $N_C + N_{P_i} = N_{P_{i+1}}$, και $N_{P_{new}} \leftarrow 0$
 - 2: Όρισε τον αριθμό των συνεχόμενων γενιών πάνω από τις οποίες μία σειρά προϊόντων θα αφαιρείται από τον πληθυσμό, t_{lim}
 - 3: (βήματα 1-11 Αλγορίθμου 1)
 - 4: Γήρανση υπαρχόντων αντισωμάτων $t_a \leftarrow t_a + 1$ και κλώνων $t_c \leftarrow t_a + 1$
 - 5: **if** c_j πιο κερδοφόρο από γονεϊκό αντίσωμα a_j **then**
 - 6: ανανέωση ηλικίας κλώνου $t_{c_j} \leftarrow 1$
 - 7: **end if**
 - 8: Διαγραφή από τον πληθυσμό P_i και C όσων έχουν $t_a > t_{lim}$ και $t_c > t_{lim}$ αντίστοιχα
 - 9: **if** έχουν επιζήσει τουλάχιστον N_C και N_{P_i} κλώνοι και γονεϊκά αντισώματα αντίστοιχα **then**
 - 10: (βήμα 12 Αλγορίθμου 1)
 - 11: **else if** έχουν επιζήσει συνολικά λιγότερα από $N_{P_{i+1}}$ **then**
 - 12: Συμπλήρωση $N_{P_{i+1}}$ με νέο τυχαίο P_{new} , όπου $N_{P_{new}}$ όσο υπολείπεται
 - 13: Υπολογισμός κερδών $\forall a \in P_{new}$
 - 14: **else if** έχουν επιζήσει το πολύ N_{P_i} αντισώματα **then**
 - 15: Συμπλήρωση όσα υπολείπονται από πληθυσμό C
 - 16: **else if** έχουν επιζήσει το πολύ N_C κλώνοι **then**
 - 17: Συμπλήρωση όσα υπολείπονται από πληθυσμό P_i
 - 18: **end if**
 - 19: (βήματα 13-16 Αλγορίθμου 1)
-

Παρακάτω παρουσιάζω τον τρόπο που προσαρμοσα τη διαδικασία γήρανσης ώστε να χρησιμοποιηθεί και με τις δύο βασικές στρατηγικές επιλογής (Αλγόριθμοι 12-11). Και στις δύο περιπτώσεις αρχικά ορίζεται το χρονικό όριο t_{lim} , το οποίο καθορίζει τον μέγιστο αριθμό γενιών κατά τον οποίο θα διατηρηθεί (χωρίς μεταλλάξεις) στον πληθυσμό ένα αντίσωμα. Στη συνέχεια, κάθε νέο τυχαίο αντίσωμα ξεκινά με ηλικία $t = 1$, ενώ τα παλαιά αντισώματα που διατηρούνται γηράσκουν κατά μία γενιά. Αν η ηλικία κάποιου παλαιού αντισώματος φτάσει την τιμή $t_{lim} + 1$, τότε αυτό αφαιρείται από τον πληθυσμό και

αντικαθίσταται.

Algorithm 12 Στρατηγική επιλογής 1 με γήρανση (aging)

- 1: Όρισε τον αριθμό των συνεχόμενων γενιών πάνω από τις οποίες μία σειρά προϊόντων θα αφαιρείται από τον πληθυσμό, t_{lim}
 - 2: (βήματα 1-11 Αλγορίθμου 1)
 - 3: Γήρανση υπαρχόντων αντισωμάτων $t_a \leftarrow t_a + 1$ και ηλικία κλώνων που υπέστησαν μετάλλαξη (και νέων αντισωμάτων) $t_c \leftarrow 1$
 - 4: **for all** $a \in P$ **do**
 - 5: **if** $t_a > t_{lim}$ **or** πιο κερδοφόρος κλώνος καλύτερος από a **then**
 - 6: Αντικατέστησε a με τον πιο κερδοφόρο κλώνο του
 - 7: **end if**
 - 8: **end for**
 - 9: (βήμα 5 Αλγορίθμου 8)
 - 10: (βήματα 13-16 Αλγορίθμου 1)
-

Η διαφορά τώρα ανάμεσα στις δύο στρατηγικές επιλογής έγκειται στον τρόπο που οι κλώνοι γηράσκουν και αντικαθιστούν τα παλαιά αντισώματα. Στη μεν πρώτη (Αλγόριθμος 12), όλοι οι κλώνοι (ανεξαρτήτως των κερδών τους) αντιμετωπίζονται ως νέα αντισώματα, αποκτώντας ηλικία $t_c \leftarrow 1$. Ακολουθώντας, κάθε γονεϊκό αντίσωμα αντικαθίσταται από τον πιο κερδοφόρο κλώνο του, μόνο εάν αυτός ξεπέρασε το προαναφερθέν όριο ηλικίας t_{lim} , ή εάν είναι λιγότερο κερδοφόρος από τον κλώνο αυτό.

Στη δε δεύτερη στρατηγική (Αλγόριθμος 11), οι κλώνοι αρχικά αποκτούν την ηλικία των γονεϊκών αντισωμάτων τους και γηράσκουν κατά μία γενιά με τον ίδιο τρόπο. Στη συνέχεια, ανανεώνεται η ηλικία ($t_c \leftarrow 1$) αποκλειστικά και μόνο των κλώνων που παράγουν κέρδη μεγαλύτερα από τα αντίστοιχα γονεϊκά τους αντισώματα. Συνεπώς, κλώνοι που δεν μεταλλάχτηκαν με επιτυχία και ξεπερνούν το όριο ηλικίας t_{lim} αφαιρούνται άμεσα από τον πληθυσμό μαζί με τα γονεϊκά τους αντισώματα Cutello et al. [49, 50]. Τέλος, οι συνθήκες των βημάτων 9-18 (Αλγόριθμος 11) εξασφαλίζουν τον τρόπο που το μέγεθος του πληθυσμού αντισωμάτων διατηρείται σταθερό από γενιά σε γενιά, επιτελώντας τη λειτουργία του τελεστή $(\mu+\lambda)$ -*Selection operator* των Cutello et al. [50], σύμφωνα με τον οποίο νέα τυχαία αντισώματα εισάγονται στον πληθυσμό μόνο εάν έχουν επιζήσει λιγότερα αντισώματα από το προκαθορισμένο μέγεθος του πληθυσμού τους.

5.1.8 Ελιτισμός

Είδαμε στην προηγούμενη ενότητα ότι η γήρανση προτείνεται ως ένας τρόπος αποφυγής της πρόωρης σύγκλισης των CSA. Το όριο ηλικίας t_{lim} που επιλέγεται καθορίζει κατά πόσο η συμπεριφορά των CSA με τελεστή γήρανσης διαφοροποιείται ή όχι από την αντίστοιχη των CSA χωρίς γήρανση. Για παράδειγμα,

αν $t_{lim} = 1$ τότε η στρατηγική επιλογής 1 με γήρανση (Αλγόριθμος 12) είναι ισοδύναμος με τον αλγόριθμο 8.

Algorithm 13 Στρατηγική επιλογής 1 με ισχυρό ελιτισμό (strong elitism)

```

1: (βήματα 1-11 Αλγορίθμου 1)
2: for all  $a \in P$  do
3:   if πιο κερδοφόρος κλώνος καλύτερος από  $a$  then
4:     Αντικατέστησε  $a$  με τον πιο κερδοφόρο κλώνο του
5:   end if
6: end for
7: (βήμα 5 Αλγορίθμου 8)
8: (βήματα 13-16 Αλγορίθμου 1)

```

Ιδιαίτερη είναι και η αντίστροφη περίπτωση, δηλαδή όταν το όριο ηλικίας υπερβαίνει τον μέγιστο αριθμό επιτρεπτών επαναλήψεων (k , Αλγόριθμος 1). Σε αυτή την περίπτωση ο αλγόριθμος παίρνει τη μορφή στρατηγικής επιλογής με ισχυρό ελιτισμό (strong elitism, Αλγόριθμος 13) [49], στον οποίο τα γονεϊκά αντίσωματα δίνουν τη θέση τους στον πιο κερδοφόρο κλώνο τους, εάν και μόνο εάν αυτός ξεπερνά και το γονεϊκό αντίσωμα.

Algorithm 14 Ασθενής ελιτισμός (weak elitism)

```

1: (βήματα 1-12 Αλγορίθμου 1)
2: Βρες τη σειρά προϊόντων  $a_i^{max} \in P_i$  με τα μεγαλύτερα κέρδη
3: if  $a_i^{max} \notin P_{i+1}$  then
4:   Αντικατέστησε τη χειρότερη σειρά προϊόντων του  $P_{i+1}$  με την  $a_i^{max}$ 
5: end if
6: (βήματα 13-16 Αλγορίθμου 1)

```

Σύμφωνα με ευρήματα για τη χρήση ελιτισμού σε γενετικούς αλγορίθμους [57], ένας τόσο ισχυρός ελιτισμός οδηγεί σε πρόωρη σύγκλιση, ενώ ασθενέστερος βαθμός ελιτισμού φαίνεται να οδηγεί σε εύρεση καλύτερων λύσεων. Σε όλα λοιπόν τα είδη CSA που αναφέραμε προηγουμένως, μπορούμε να εφαρμόσουμε ασθενή ελιτισμό (weak elitism, Αλγόριθμος 14), όπως των Cutello et al. [50], με τον οποίο το πιο κερδοφόρο αντίσωμα κάθε γενιάς διατηρείται και στην επόμενη γενιά, ανεξαρτήτως του κύριου τελεστή επιλογής που χρησιμοποιείται.

5.2 Παραγωγή και στατιστική επεξεργασία αποτελεσμάτων

Για τη διευκόλυνση της σύγκρισης τόσο μεταξύ τους, όσο περισσότερο και με άλλες μεθόδους βελτιστοποίησης, επιλέξαμε μία γνωστή στη βιβλιογραφία σειρά δεδομένων ανάλυσης conjoint, για τη μεγιστοποίηση του κέρδους από την

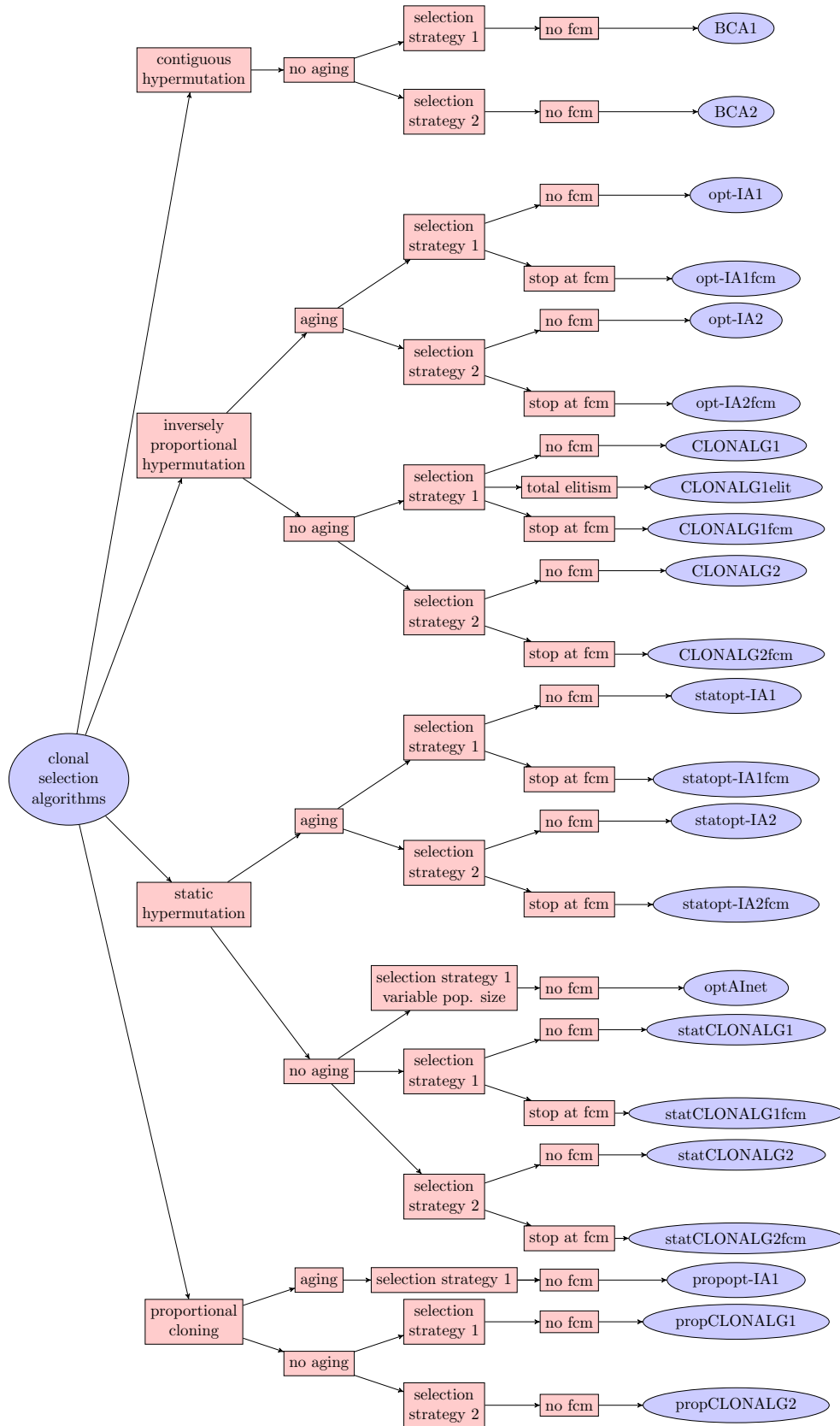
πώληση μιας σειράς τσαντών φορητών υπολογιστών (laptop) [6, 58] . Όλοι οι αλγόριθμοι και τα αποτελέσματά τους παράχθηκαν στο λογισμικό MATLAB 2013a, σε περιβάλλον Windows 7 64-bit και σε laptop HP Pavilion g7 με επεξεργαστή Intel Core i-5 στα 2.50 GHz και 6 GB RAM.

Στα προβλήματα που δεν γνωρίζουμε τη βέλτιστη λύση με βεβαιότητα, ως μέτρο σύγκρισης της σχετικής απόδοσης των αλγορίθμων χρησιμοποιούμε την καλύτερη λύση που παρατηρήσαμε στο σύνολο των επαναλήψεων και αλγορίθμων (π.χ. στο πρόβλημα σειράς δέκα τσαντών η καλύτερη λύση είχε κέρδος 13753). Για το πρόβλημα βελτιστοποίησης γραμμής πέντε τσαντών γνωρίζουμε ήδη τη βέλτιστη λύση (με κέρδος 12226\$ [6]).

Η αναφερόμενη μέση τιμή της τελευταίας (και κάθε άλλης γενιάς) αποτελεί την περικομμένη (trimmed) μέση τιμή, μην περιλαμβάνοντας στον υπολογισμό το 5% των καλύτερων και 5% των χειρότερων αντισωμάτων του πληθυσμού. Η επιλογή αυτού του μέσου έγινε για να μειωθεί η επίδραση των ακραίων τιμών, και δη των νέων τυχαίων λύσεων που εισέρχονται στον πληθυσμό με συνήθως πολύ χαμηλά κέρδη.

Στα αποτελέσματα των δεδομένων εξωμοίωσης το μέσο ποσοστό καλύτερης λύσης ορίζεται ως τη μέση τιμή των ποσοστών του κέρδους της καλύτερης λύσης που έφτασε ο κάθε αλγόριθμος σε κάθε πρόβλημα. Με αντίστοιχο τρόπο ορίζονται ο σχετικός αριθμός υπολογισμών και το ποσοστό χρόνου.

Η στατιστική σημαντικότητα των διαφορών των μέσων τιμών CSA συγκριτικά με τους SA και GA εξετάστηκε με τη χρήση t-τεστ. Για τα πραγματικά δεδομένα χρησιμοποιήθηκε two-sample t-test και για τα προσομοιωμένα δεδομένα paired t-test.



Σχήμα 5.1: Συνοπτικό διάγραμμα των αλγορίθμων επιλογής κλώνων που δοκιμάστηκαν, μαζί με τα επιμέρους χαρακτηριστικά τους. Οι μπλε ελλείψεις περιέχουν τα ονόματα των αλγορίθμων, ενώ τα κόκκινα ορθογώνια περιγράφουν τα ειδικά χαρακτηριστικά κάθε διαδικασίας τους.

Κεφάλαιο 6

Αποτελέσματα

6.1 Προσαρμογή τιμών παραμέτρων

Η επιλογή αποτελεσματικών τιμών για τις παραμέτρους κάθε CSA της παρούσας εργασίας έγινε χειροκίνητα μέσα από εκατοντάδες επαναλήψεις δοκιμής-σφάλματος. Πιο συγκεκριμένα, οι δοκιμές ξεκίνησαν χρησιμοποιώντας τιμές από προηγούμενα παραδείγματα εφαρμογών [48, 50]. Στη συνέχεια, έχοντας ως μέτρο σύγκρισης την απόδοση σε μέσα κέρδη του SA στο πρόβλημα δέκα τσαντών, τροποποιούσαμε τις παραμέτρους κάθε CSA έτσι ώστε τα μέση κέρδη των αποτελεσμάτων τους τουλάχιστον να φτάσουν τα επίπεδα αυτών του SA. Το επόμενο βήμα αυτού ήταν να φτάσουμε το μέσο χρόνο κάθε CSA στα επίπεδα του SA, έχοντας παράλληλα τις λιγότερες δυνατές απώλειες από πλευράς ποιότητας λύσεων. Τέλος, έχοντας ως βάση τις τιμές για το πρόβλημα δέκα τσαντών, προσαρμόσαμε αναλόγως την απόδοση κάθε αλγορίθμου και στα υπόλοιπα προβλήματα.

Στο παράρτημα Α' παραθέτουμε το σύνολο των παραμέτρων με τις αντίστοιχες τιμές τους για κάθε CSA, καθώς και παρατηρήσεις για την φαινομενική ευαισθησία κάθε παραμέτρου. Σημειωτέον ότι σε κάθε περίπτωση οι CSA έτρεξαν για μέγιστο αριθμό $l = 1000$ γενιών.

6.2 10 τσάντες

Ο πίνακας 6.6 περιέχει τα αναλυτικά αποτελέσματα 100 αναζητήσεων των υπό εξέταση αλγορίθμων αναζητώντας τη βέλτιστη γραμμή δέκα τσαντών. Κάθε αλγόριθμος έτρεξε για μέσο χρόνο ± 3 s από αυτόν του GA .

- Συγκεκριμένα, οι propCLONALG1, statCLONALG1, statOPT-IA1fcm, BCA1, CLONALG1 καταλήγουν σε υψηλότερα μέσα κέρδη, με στατιστικά σημαντικές διαφορές από τους SA και GA .
- Όπως αναφέρουν και οι Belloni et al. [6] στην ανάλυσή τους, αυτές οι διαφορές μπορούν να θεωρηθούν σημαντικότερες αν τις συγκρίνουμε με

τα καθαρά κέρδη από την πώληση των τσαντών, και όχι από τα μικτά κέρδη.

- Οι περισσότερες παραλλαγές CLONALG1 υπερτερούν τόσο των αντίστοιχων παραλλαγών CLONALG2, όσο και των SA και GA των Belloni et al. [6]. Πιθανώς αυτό να εξηγείται από το ότι τα αντισώματα του CLONALG1 εξελίσσονται ανεξάρτητα μεταξύ τους, κάνοντας έτσι πιο αποτελεσματική αναζήτηση στο χώρο λύσεων.
- Η στρατηγική fcm μειώνει την αποδοτικότητα των CLONALG1, ενώ αντίθετα βελτιώνει την απόδοση των CLONALG2 και opt-IA αλγορίθμων, αυξάνοντας τον μέσο αριθμό υπολογισμών στον ίδιο χρόνο, βελτιώνοντας έτσι το ρυθμό αναζήτησης στο χώρο λύσεων.
- Οι τελεστές στατικής υπερμετάλλαξης και ανάλογης κλωνοποίησης δίνουν ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα, όμως η γειτονική και η αντιστρόφως ανάλογη υπερμετάλλαξη χρειάζονται σαφώς λιγότερους υπολογισμούς κερδών. Επομένως, σε περιπτώσεις που δεν είναι δυνατός ο υπολογισμός όλων των πιθανών κερδών κάθε προϊόντος εκ των προτέρων, ο CLONALG1 για παράδειγμα πιθανότατα θα υπερτερεί έναντι του propCLONALG1 στον ίδιο χρόνο αναζήτησης.
- Όπως φαίνεται από το διάγραμμα 6.1, οι αλγόριθμοι επιλογής κλώνων φτάνουν κοντά στην πιθανή βέλτιστη λύση (13753 \$) μετά από περίπου 50000 υπολογισμούς. Αντίθετα, οι GA και SA χρειάζονται ξεκάθαρα πάνω από 200000 υπολογισμούς κατά μέσο όρο για να φτάσουν στα αντίστοιχα επίπεδα. Έτσι, οι αλγόριθμοι επιλογής κλώνων υπερτερούν ξεκάθαρα των GA και SA στην ταχύτητα με την οποία προσεγγίζουν την καλύτερη λύση.

6.3 5 τσάντες

Στη βελτιστοποίηση γραμμής 5 τσαντών (πίνακας 6.8) επιλύσαμε ακριβώς το πρόβλημα των Belloni et al. [6], επαναλαμβάνοντας ξανά για 100 φορές κάθε αλγόριθμο, και για μέσο χρόνο ± 2 s από αυτόν του GA :

- Σε αυτή την περίπτωση παρατηρούμε ότι ο GA των Belloni et al. [6] (αν και δεν είχε αναφερθεί από αυτούς) φτάνει στο 99% των περιπτώσεων στη βέλτιστη λύση (12226 \$). Παρ' όλα αυτά, σε επόμενες γενιές φεύγει από τη βέλτιστη αυτήν λύση και τερματίζει σε μία χειρότερη, όπως ακριβώς αναφέρθηκε και από τους αρχικούς συγγραφείς. Σημειωτέον ότι αυτή η διαφορά μεταξύ καλύτερης και τελικής λύσης δεν παρατηρήθηκε στο πρόβλημα γραμμής δέκα τσαντών.

- Δύο διαφορές στη σειρά απόδοσης των CSA για πέντε τσάντες, σε σχέση με το πρόβλημα δέκα τσαντών, ίσως είναι ενδεικτικές της ικανότητάς κάθε μεθόδου να φτάσουν στη βέλτιστη λύση.
 - 1) Σε γενικές γραμμές οι αλγόριθμοι με στρατηγική επιλογής 1 αποδίδουν καλύτερα και εδώ, αλλά η διαφορά με αυτούς της στρατηγικής επιλογής 2 είναι εμφανέστερη. Αυτή η παρατήρηση υποδεικνύει ότι η στρατηγική επιλογής 2 φτάνει πιο εύκολα σε τοπικά μέγιστα, αλλά παγιδεύεται εξίσου εύκολα σε αυτά. Καθώς λοιπόν στο πρόβλημα δημιουργίας γραμμής πέντε τσαντών υπάρχουν μικρότερα περιθώρια τοπικής βελτίωσης κάθε λύσης (λιγότερα χαρακτηριστικά, άρα και μικρότερος χώρος λύσεων), η στρατηγική επιλογής 2 μειονεκτεί.
 - 2) Από την άλλη πλευρά, ο optAInet, όπως και ο GA, αποδίδουν εμφανώς καλύτερα στο πρόβλημα σχεδιασμού πέντε τσαντών. Οι δύο αυτοί αλγόριθμοι ομοιάζουν στο γεγονός ότι υπάρχει αλληλεπίδραση (αν και διαφορετικής μορφής) μεταξύ των ατόμων του πληθυσμού κάθε γενιάς. Αυτό το χαρακτηριστικό τους επιτρέπει μεν να εξερευνούν αποτελεσματικότερα το χώρο λύσεων και έτσι να μην παγιδεύονται σε τοπικά μέγιστα, τους εμποδίζει δε στο να βελτιστοποιήσουν τοπικά το ίδιο αποτελεσματικά μια λύση (για το γενετικό στο πρόβλημα των δέκα τσαντών αυτό φαίνεται να ισχύει σε εντονότερο βαθμό).
- Μόνο ο optAInet και ο BCA1 προσπερνούν τον GA, χωρίς ωστόσο να είναι σημαντική η διαφορά, καθώς όλοι τους καταλήγουν πολύ κοντά ή στην βέλτιστη λύση. Αν λάβουμε όμως υπόψιν ότι ο γενετικός αλγόριθμος τερματίζει με χειρότερη λύση, τότε οι διαφορές γίνονται σημαντικές. Ο optAInet μάλιστα σπανίως δεν κατορθώνει να φτάσει στη βέλτιστη λύση.
- Πολλές CS μέθοδοι έχουν στατιστικά σημαντικά καλύτερη απόδοση από τον SA.
- Ο CLONALG1 και ο BCA1 υπερτερούν ξανά όσον αφορά την απόδοσή τους ανά τον μέσο αριθμό υπολογισμών.
- Το διάγραμμα 6.2 επαληθεύει και για το σχεδιασμό γραμμής πέντε τσαντών ότι οι αλγόριθμοι CS φτάνουν κοντά στη βέλτιστη λύση με πολύ λιγότερους υπολογισμούς του κέρδους.
- Το ίδιο ισχύει και για το ρυθμό αύξησης της μέσης τιμής του πληθυσμού λύσεων κάθε γενιάς. Όμως στον τελικό πληθυσμό λύσεων ο GA υπερτερεί ξεκάθαρα, καθώς τελικά συγκλίνει σε μία μόνο λύση (ο πληθυσμός λύσεων του ομογενοποιείται), ενώ αντίθετα οι αλγόριθμοι τεχνητού ανοσοποιητικού διατηρούν ποικιλομορφία στον πληθυσμό αντισωμάτων τους.
- Στα διαγράμματα 6.4 και 6.5 γίνεται η σύγκριση μεταξύ του αλγορίθμου statCLONALG1, και του optAInet που όπως προαναφέρθηκε διαφέρει

μόνο στις αλληλεπιδράσεις του δικτύου των αντισωμάτων του. Αυτό αντικατοπτρίζεται πλήρως από την παρόμοια μέση πορεία σύγκλισης στη βέλτιστη λύση των δύο μεθόδων. Αντίθετα, ο πληθυσμιακός μέσος του optAInet είναι μικρότερος και στις τελευταίες γενιές ταλαντεύεται έντονα, κάτι που συμφωνεί με τα ευρήματα των Castro and Timmis [55] ότι επιχειρεί να εντοπίσει πολλαπλά τοπικά μέγιστα.

6.4 Δοκιμασία ευστάθειας

Στη συνέχεια (πίνακας 6.7) παραθέτω τα αποτελέσματα της δοκιμασίας ευστάθειας (robustness test) των αλγορίθμων επιλογής κλώνων που ανέπτυξα στην εργασία αυτή. Η μεθοδολογία εισαγωγής αμερόληπτου σφάλματος στους βαθμούς ωφέλειας (part-worths) είναι η ίδια που χρησιμοποίησαν οι Belloni et al. [6]. Οι αλγόριθμοι εκτελέστηκαν ξανά για 100 φορές και για μέσο χρόνο ± 2 s από αυτόν του GA:

- Οι αλγόριθμοι ακολούθησαν τις ίδιες τάσεις που περιγράφηκαν και στο πρόβλημα πέντε τσαντών χωρίς σφάλματα στα δεδομένα. Η απόδοσή όλων των μεθόδων έπεσε κατά 3-4%, ενώ η διακύμανση των λύσεων ανάμεσα στις 100 επαναλήψεις κάθε αλγορίθμου αυξήθηκε δραματικά. Σημειωτέον ότι ο GA αποδίδει καλύτερα στην περιπτωσή μας από ότι ανέφεραν οι Belloni et al. [6], διότι εδώ κρατάμε την καλύτερη λύση που έφτασε καθ'ολη τη διάρκειά του (όπως και στην προηγούμενη ενότητα).
- Οι μέθοδοι που επέστρεψαν τις καλύτερες λύσεις, κατά μέσο όρο πέτυχαν στο 40% τα προϊόντα της πραγματικά βέλτιστης γραμμής πέντε τσαντών. Αυτό οφείλεται στο ότι δύο από τα πέντε αυτά προϊόντα ήταν ίδια με τα προσφερόμενα από τις ανταγωνίστριες εταιρίες, απλά με μικρότερη τιμή [6].
- Οι καλύτερες μέθοδοι εμφανίζουν κοινά χαρακτηριστικά με τη βέλτιστη γραμμή πέντε τσαντών σε ποσοστό έως 86%. Αυτό συμβαδίζει με τα ευρήματα των Belloni et al. [6].

6.5 Δεδομένα προσομοίωσης

Επίπεδα ανά χαρακτηριστικό	5	3	2	8	5	3	6
Χαρακτηριστικό ανά προϊόν	3	5	7	3	5	7	6
Αριθμός προϊόντων	4	4	4	3	3	3	7
Αριθμός καταναλωτών	50, 100	50, 100	50, 100	50, 100	50, 100	50, 100	50
Αριθμός πιθανών γραμμών προϊόντων	$9.7 \cdot 10^6$	$1.4 \cdot 10^8$	$1.1 \cdot 10^7$	$2.2 \cdot 10^7$	$5.1 \cdot 10^9$	$1.7 \cdot 10^9$	$9.5 \cdot 10^{28}$

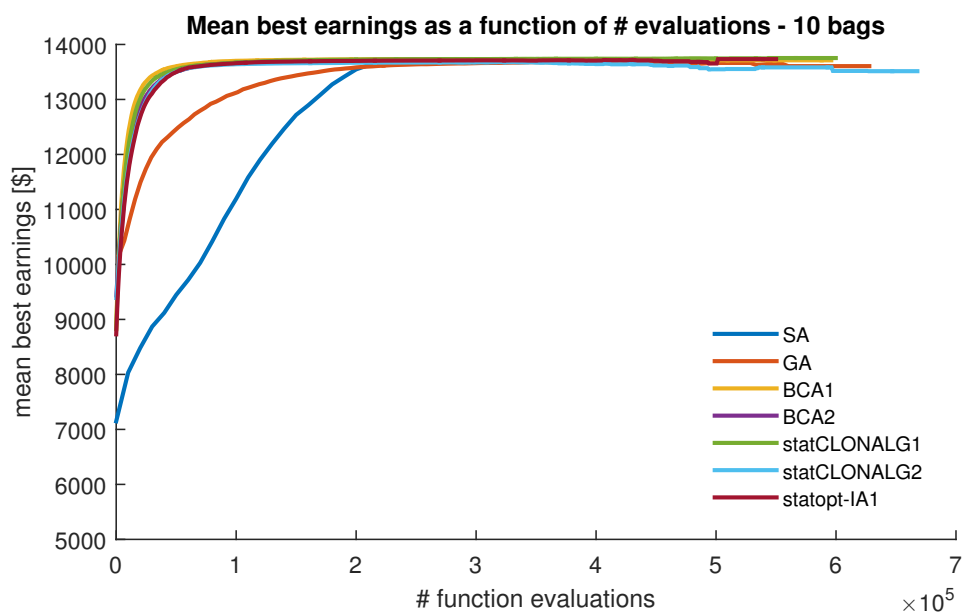
Πίνακας 6.1: Μεγέθοι προσομοιωμένων προβλημάτων Belloni et al. [6]

Επίπεδα ανά χαρακτηριστικό	5	3	2	8	5	4
Χαρακτηριστικό ανά προϊόν	3	5	7	3	5	7
Αριθμός προϊόντων	8	8	8	6	6	6
Αριθμός καταναλωτών	150, 300	150, 300	150, 300	150, 300	150, 300	150, 300
Αριθμός πιθανών γραμμών προϊόντων	$1.2 \cdot 10^{12}$	$2.7 \cdot 10^{14}$	$1.4 \cdot 10^{12}$	$2.4 \cdot 10^{13}$	$1.3 \cdot 10^{18}$	$2.7 \cdot 10^{22}$

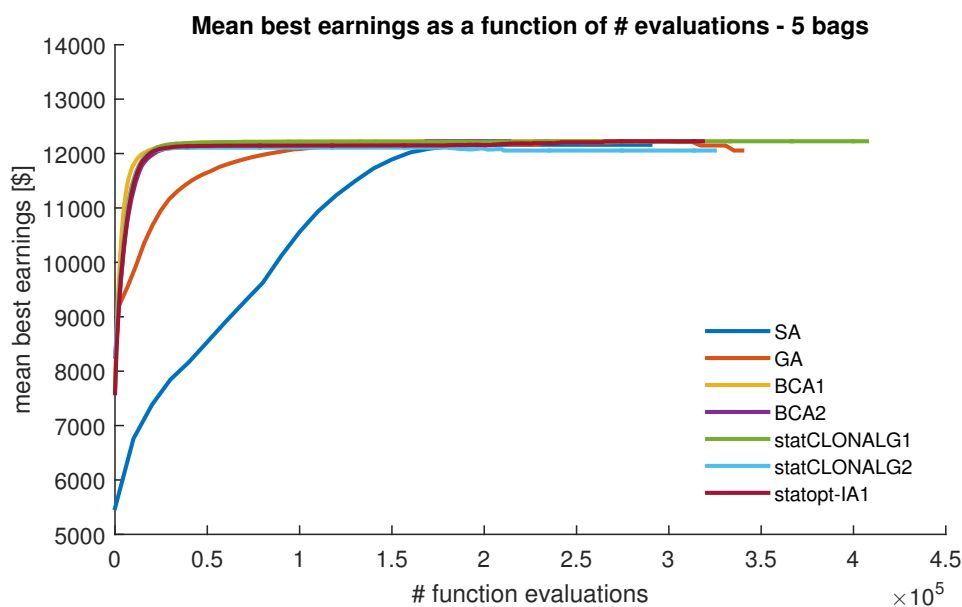
Πίνακας 6.2: Μεγέθοι προσομοιωμένων προβλημάτων

Στα προβλήματα προσομοίωσης οι αλγόριθμοι λειτούργησαν για χρόνο με στατιστικά μη σημαντικές διαφορές από τον GA ή τον SA.

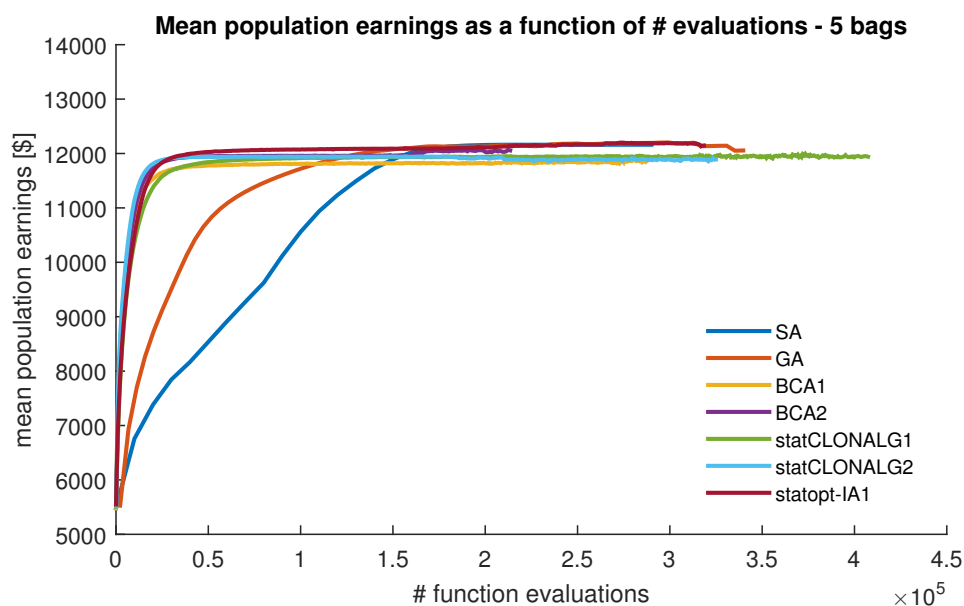
- Σε όλα τα προβλήματα προσομοίωσης παρατηρούμε ότι οι αλγόριθμοι με την πρώτη στρατηγική επιλογής κλώνων δίνουν σαφώς πιο κερδοφόρες λύσεις.
- Για τα μικρά προβλήματα που προσομοίωσαν οι Belloni et al. [6], δεν παρατηρείται κάποια σημαντική διαφορά του GA με τους περισσότερους αλγορίθμους επιλογής κλώνων (πίνακας 6.5). Παρ' όλα αυτά, ο γενετικός υστερεί ξανά όσον αφορά τον μέσο αριθμό υπολογισμών, καθώς χρειάζεται πολύ περισσότερους.
- Για μεγαλύτερα προβλήματα, αρκετές μέθοδοι ξεπέρασαν με στατιστικά σημαντική διαφορά, τόσο τον SA για αναζητήσεις μακριάς διάρκειας (πίνακας 6.3), όσο και τον GA για αναζητήσεις σύντομης διάρκειας (πίνακας 6.4). Ξανά ξεχώρισαν οι αλγόριθμοι της πρώτης στρατηγικής επιλογής.
- Οι BCA1, BCA2, και optAIinet δεν απέδωσαν το ίδιο καλά με τα πραγματικά δεδομένα.



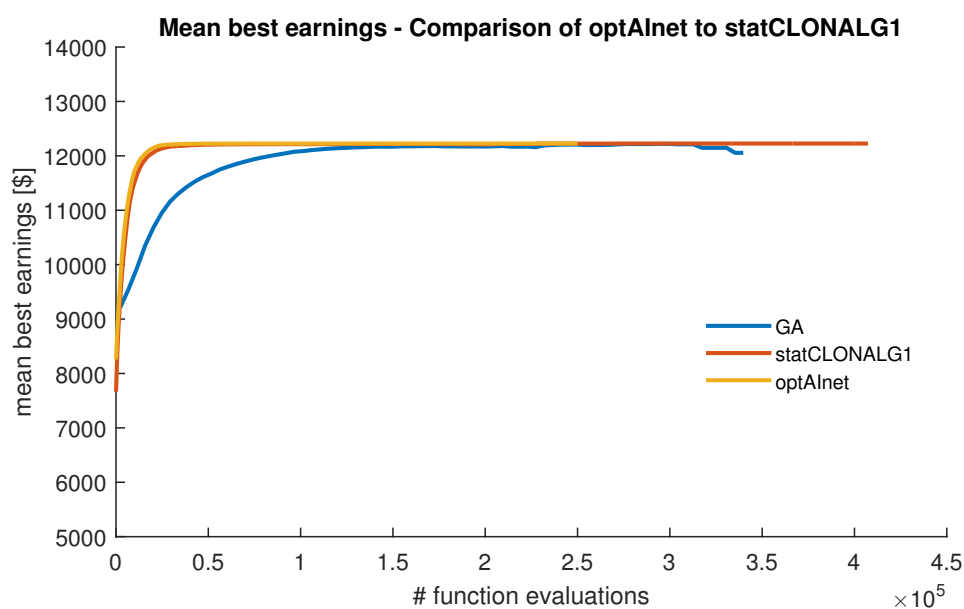
Σχήμα 6.1: Τα μέσα καλύτερα κέρδη συναρτήσει του αριθμού υπολογισμών της αντικειμενικής συνάρτησης πέντε αλγορίθμων CSA, σε σύγκριση με τους GA, SA, για το πρόβλημα δέκα τσαντών.



Σχήμα 6.2: Τα μέσα καλύτερα κέρδη συναρτήσει του αριθμού υπολογισμών της αντικειμενικής συνάρτησης πέντε αλγορίθμων CSA, σε σύγκριση με τους GA, SA, για το πρόβλημα πέντε τσαντών.



Σχήμα 6.3: Τα μέσα πληθυσμιακά κέρδη συναρτήσει του αριθμού υπολογισμών της αντικειμενικής συνάρτησης πέντε αλγορίθμων CSA, σε σύγκριση με τους GA, SA, για το πρόβλημα πέντε τσαντών.



Σχήμα 6.4: Σύγκριση των μέσων καλύτερων κερδών ανά αριθμό υπολογισμών του optAlnet, με statCLONALG1 και GA για το πρόβλημα πέντε τσαντών.

Μέθοδοι που αναλύθηκαν	Μέσο ποσοστό καλύτερης λύσης (%)	Συχνότητα εύρεσης καλύτερης λύσης (%)	Συχνότητα εύρεσης >95% καλύτερης λύσης (%)	Σχετικός αριθμός υπολογισμών (objective function evaluations, %)	Ποσοστό χρόνου (%)	Μέσος χρόνος (s)	Σημαντικότητα διαφοράς μέσων κερδών (p-value)	Σημαντικότητα διαφοράς μέσου χρόνου (p-value)
OPT-IA1	99.95	81.67	100.00	70.37	63.01	32.76	0.78	32.92
propOPT-IA1	99.94	85.00	100.00	64.86	67.99	35.24	1.14	42.45
statOPT-IA1	99.93	83.33	100.00	78.73	70.29	36.23	0.96	10.54
OPT-IA1fcm	99.93	81.67	100.00	61.94	64.55	33.87	2.00	92.80
statCLONALG1	99.93	83.33	100.00	73.04	69.54	36.78	6.37	13.07
CLONALG1	99.92	85.00	100.00	69.56	67.44	35.80	4.93	38.05
propCLONALG1	99.92	85.00	100.00	67.46	68.23	35.37	1.22	41.74
CLONALG1fcm	99.89	83.33	100.00	66.66	68.22	35.45	20.37	34.80
statOPT-IA1fcm	99.86	75.00	100.00	74.78	67.94	35.13	33.71	43.22
statCLONALG1fcm	99.85	83.33	100.00	71.50	69.62	36.52	43.81	13.68
SA	99.84	78.33	100.00	78.95	69.54	34.00	N/A	N/A
OPT-IA2fcm	99.84	76.67	100.00	66.23	66.84	34.16	45.64	90.68
statOPT-IA2fcm	99.82	71.67	100.00	66.48	64.38	33.13	90.01	54.14
OPT-IA2	99.81	68.33	100.00	64.50	66.54	33.77	69.37	85.63
propCLONALG2	99.80	71.67	100.00	66.56	69.24	35.37	52.57	34.68
statCLONALG2fcm	99.79	73.33	100.00	66.48	70.10	35.95	59.92	20.73
statCLONALG2	99.79	66.67	100.00	64.02	62.81	32.15	55.82	14.21
statOPT-IA2	99.79	73.33	100.00	63.44	67.07	33.54	21.16	59.28
CLONALG1elit	99.75	68.33	100.00	64.38	69.34	35.26	22.79	18.36
CLONALG2	99.73	56.67	100.00	69.94	67.89	34.25	15.07	75.92
CLONALG2fcm	99.69	66.67	100.00	65.66	69.61	35.21	14.87	23.32
BCA1	99.62	63.33	100.00	43.90	69.72	34.94	0.99	48.65
optAlnet	99.54	75.00	98.33	69.77	66.58	34.27	9.78	88.77
BCA2	99.08	30.00	100.00	36.49	64.00	32.66	0.00	35.39

Πίνακας 6.3: Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων των εξεταζόμενων CS αλγορίθμων χρησιμοποιώντας τα προσομοιωμένα δεδομένα πελατών (simulated data) των Belloni et al. [6], σε σύγκριση με τον SA. Οι μέθοδοι είναι διατεταγμένοι με φθίνουσα σειρά του μέσου ποσοστού καλύτερης λύσης, ενώ το κίτρινο φόντο χαρακτηρίζει τις μεθόδους που πέτυχαν στατιστικά σημαντική διαφορά από τον SA ($p\text{-value} < 5\%$)

Μέθοδοι που αναλύθηκαν	Μέσο ποσοστό καλύτερης λύσης (%)	Συχνότητα εύρεσης καλύτερης λύσης (%)	Συχνότητα εύρεσης >95% καλύτερης λύσης (%)	Σχετικός αριθμός υπολογισμών (objective function evaluations, %)	Ποσοστό χρόνου (%)	Μέσος χρόνος (s)	Σημαντικότητα διαφοράς μέσων κερδών (p-value)	Σημαντικότητα διαφοράς μέσου χρόνου (p-value)
statOPT-IA1	99.88	70.83	100.00	55.23	59.74	14.56	0.00	85.25
CLONALG1fcm	99.86	72.50	100.00	52.76	56.23	14.07	0.00	24.86
propCLONALG1	99.84	68.33	100.00	50.77	57.08	14.20	0.00	37.75
propOPT-IA1	99.84	70.83	100.00	56.08	61.74	15.04	0.00	43.46
CLONALG1	99.84	72.50	100.00	55.22	59.31	15.17	0.00	39.72
statOPT-IA1fcm	99.83	68.33	100.00	58.03	58.96	14.55	0.00	83.03
OPT-IA1	99.81	62.50	100.00	51.49	57.23	14.52	0.00	80.58
statOPT-IA2	99.79	61.67	100.00	48.73	58.53	14.10	0.01	23.36
OPT-IA1fcm	99.78	60.83	100.00	55.76	58.00	14.11	0.26	27.10
OPT-IA2	99.76	60.00	100.00	45.94	60.31	14.78	0.01	81.69
propCLONALG2	99.74	55.83	100.00	51.90	58.19	14.17	2.26	33.90
statCLONALG1	99.71	60.00	100.00	58.19	60.06	14.80	0.99	81.71
CLONALG2	99.67	60.00	100.00	50.36	61.95	15.10	22.41	37.57
CLONALG1elit	99.66	52.50	100.00	43.76	59.54	14.43	5.17	59.32
statCLONALG2	99.63	55.83	100.00	50.89	60.26	14.81	45.86	77.80
CLONALG2fcm	99.60	55.00	100.00	50.99	60.09	14.79	68.16	82.87
GA	99.59	42.50	100.00	93.18	61.03	14.65	N/A	N/A
optAlnet	99.56	60.00	99.17	57.61	60.03	14.55	84.85	86.32
BCA1	99.54	45.00	100.00	38.19	64.83	15.40	52.95	17.91
statOPT-IA2fcm	99.31	32.50	100.00	47.92	61.18	15.02	0.00	50.45
statCLONALG1fcm	99.28	42.50	100.00	57.22	57.49	13.72	0.00	10.51
OPT-IA2fcm	99.22	33.33	100.00	39.81	58.82	14.15	0.00	34.52
statCLONALG2fcm	99.15	32.50	100.00	55.71	63.23	15.18	0.00	33.61
BCA2	97.09	3.33	82.50	27.89	59.13	13.93	0.00	20.97

Πίνακας 6.4: Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων των εξεταζόμενων CS αλγορίθμων χρησιμοποιώντας τα προσομοιωμένα δεδομένα πελατών (simulated data) των Belloni et al. [6], σε σύγκριση με τον GA. Οι μέθοδοι είναι διατεταγμένοι με φθίνουσα σειρά του μέσου ποσοστού καλύτερης λύσης, ενώ το κίτρινο φόντο χαρακτηρίζει τις μεθόδους που πέτυχαν στατιστικά σημαντική διαφορά από τον GA ($p\text{-value} < 5\%$)

Μέθοδοι που αναλύθηκαν	Μέσο ποσοστό καλύτερης λύσης (%)	Συχνότητα εύρεσης καλύτερης λύσης (%)	Συχνότητα εύρεσης >95% καλύτερης λύσης (%)	Σχετικός αριθμός υπολογισμών (objective function evaluations, %)	Ποσοστό χρόνου (%)	Μέσος χρόνος (s)	Σημαντικότητα διαφοράς μέσων κερδών (p-value)	Σημαντικότητα διαφοράς μέσου χρόνου (p-value)
propCLONALG1	99.91	90.77	100.00	28.89	30.07	9.99	25.01	30.30
statOPT-IA1	99.90	84.62	100.00	25.24	27.52	9.25	42.00	62.24
statOPT-IA1fcm	99.87	90.00	100.00	27.07	27.77	9.28	68.92	72.56
statOPT-IA2	99.86	87.69	100.00	20.54	26.65	8.91	94.87	26.91
GA	99.86	89.23	100.00	53.95	27.29	9.46	N/A	N/A
propOPT-IA1	99.85	81.54	100.00	27.78	29.39	9.80	58.92	46.27
statCLONALG2	99.84	87.69	100.00	24.08	29.57	9.95	74.32	22.83
OPT-IA2	99.84	87.69	100.00	21.21	29.57	9.94	69.68	22.52
CLONALG1	99.84	86.15	100.00	26.57	28.45	9.55	41.94	82.52
statCLONALG1	99.83	89.23	100.00	25.69	27.42	9.15	59.19	50.95
CLONALG2	99.82	83.08	100.00	24.02	29.67	9.93	43.77	28.60
CLONALG2fcm	99.82	85.38	100.00	23.91	29.89	9.97	40.48	25.96
propCLONALG2	99.81	86.15	100.00	24.60	28.56	9.59	35.67	74.79
CLONALG1fcm	99.80	84.62	100.00	24.40	26.37	8.85	20.97	18.22
CLONALG1elit	99.77	79.23	100.00	21.03	28.51	9.61	5.72	68.33
BCA1	99.74	86.15	100.00	18.73	27.27	9.38	2.16	86.77
SA	99.73	92.31	99.23	96.75	98.45	32.24	4.95	0.00
OPT-IA1fcm	99.69	76.15	100.00	26.53	28.69	9.63	6.08	67.08
OPT-IA1	99.68	76.15	100.00	25.33	26.65	8.92	2.35	22.81
statOPT-IA2fcm	99.67	84.62	99.23	20.60	27.80	9.23	1.10	67.41
statCLONALG1fcm	99.67	91.54	98.46	27.29	27.25	9.12	1.24	48.50
OPT-IA2fcm	99.63	85.38	98.46	16.28	26.15	8.78	0.69	11.70
optAlnet	99.61	90.00	96.15	26.51	27.49	9.05	1.36	60.95
statCLONALG2fcm	99.55	78.46	98.46	22.74	26.63	8.94	0.02	22.79
BCA2	99.31	68.46	93.85	15.83	27.93	9.48	0.01	94.84

Πίνακας 6.5: Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων των εξεταζόμενων CS αλγορίθμων χρησιμοποιώντας τα προσομοιωμένα δεδομένα πελατών (*simulated data*) των Belloni et al. [6], σε σύγκριση με τον . Οι μέθοδοι είναι διατεταγμένοι με φθίνουσα σειρά του μέσου ποσοστού καλύτερης λύσης, ενώ το κίτρινο φόντο χαρακτηρίζει τις μεθόδους που πέτυχαν στατιστικά σημαντική διαφορά από τον GA ($p\text{-value} < 5\%$)

Μέθοδοι που αναλύθηκαν	Μέσα κέρδη (\$)	Τυπική απόκλιση (\$)	Ποσοστό καλύτερης λύσης (%)	Συχνότητα εύρεσης καλύτερης λύσης (%)	Μέσος αριθμός υπολογισμών	Χρόνος (s)	Σημαντική διαφορά από SA (p-value)	Σημαντική διαφορά από GA (p-value)
propCLONALG1	13741.04	11.56	99.91	45.00	365554.91	35.40	0.00	0.00
statCLONALG1	13738.55	14.66	99.89	43.00	347636.00	35.99	0.00	0.00
statOPT-IA1fcm	13736.66	13.42	99.88	32.00	365376.08	36.90	0.00	0.00
BCA1	13731.78	17.39	99.49	23.00	293388.00	37.10	0.01	0.00
CLONALG1	13725.13	20.47	99.80	17.00	231110.00	35.60	2.89	0.00
statCLONALG2fcm	13721.40	24.86	99.77	14.00	448659.01	38.08	24.79	0.00
statOPT-IA2fcm	13721.22	31.17	99.77	10.00	374861.77	38.43	31.13	0.00
BCA2	13719.58	28.66	99.76	10.00	271393.00	36.41	49.90	0.00
optAlnet	13718.41	28.60	99.75	23.00	299076.00	35.24	68.41	0.00
SA	13716.64	32.70	99.84	16.00	290001.00	37.28	100.00	0.00
statOPT-IA1	13708.82	49.95	99.68	18.00	362635.00	38.06	19.20	0.00
OPT-IA1	13708.03	64.25	99.67	19.00	237901.60	36.33	23.38	0.00
propOPT-IA1	13704.77	56.39	99.65	11.00	388723.46	38.53	7.02	0.00
CLONALG1elit	13702.56	56.76	99.63	14.00	278063.00	35.18	3.29	0.01
OPT-IA1fcm	13693.98	74.54	99.57	9.00	411281.84	33.79	0.59	2.08
OPT-IA2	13679.04	99.90	99.46	21.00	263896.00	34.85	0.04	64.82
CLONALG2	13675.21	100.78	99.43	15.00	299436.00	33.43	0.01	91.87
statCLONALG2	13674.76	100.12	99.43	20.00	357171.00	37.69	0.01	95.12
GA	13674.10	41.60	99.48	3.00	347985.00	36.52	0.00	100.00
statCLONALG1fcm	13673.01	28.46	99.42	0.00	371766.60	36.18	0.00	82.98
statOPT-IA2	13664.90	104.03	99.36	20.00	344002.00	37.00	0.00	41.26
propCLONALG2	13660.30	105.97	99.33	18.00	339206.67	35.28	0.00	22.69
CLONALG1fcm	13657.78	63.71	99.31	3.00	380553.42	36.32	0.00	3.32
CLONALG2fcm	13649.95	99.22	99.25	9.00	382691.46	38.99	0.00	2.59
OPT-IA2fcm	13635.10	100.55	99.14	3.00	342735.12	37.20	0.00	0.04

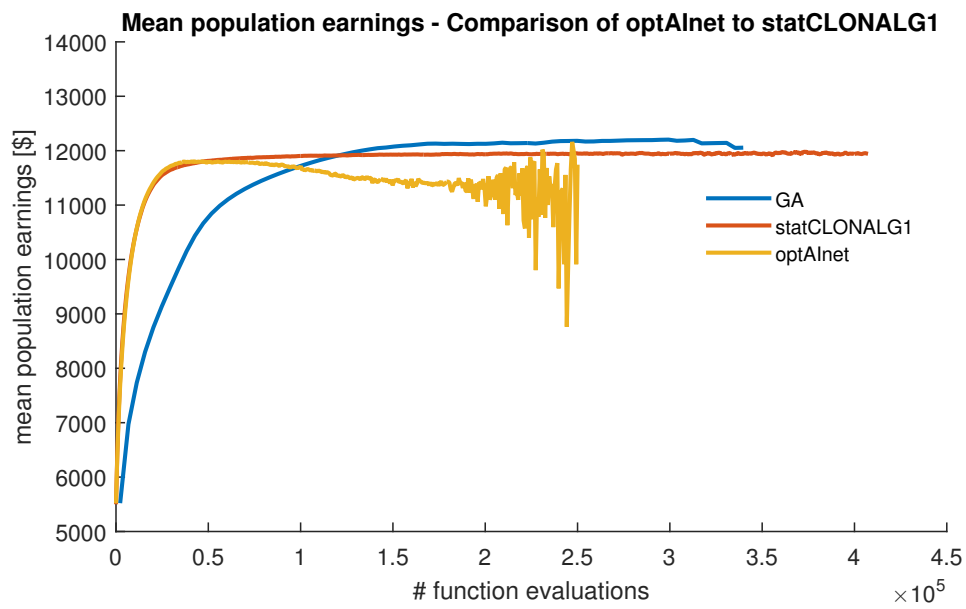
Πίνακας 6.6: Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων των εξεταζόμενων CS αλγορίθμων χρησιμοποιώντας τα πραγματικά δεδομένα πελατών των Belloni et al. [6], για τη βελτιστοποίηση γραμμής 10 τσαντών. Οι μέθοδοι είναι διατεταγμένοι με φθίνουσα σειρά των μέσων κερδών καλύτερης λύσης, ενώ το κίτρινο φόντο χαρακτηρίζει τις μεθόδους που πέτυχαν στατιστικά σημαντική διαφορά από τον SA ($p\text{-value} < 5\%$)

Μέθοδοι που αναλύθηκαν	Μέσα κέρδη (\$)	Τυπική απόκλιση (\$)	Ποσοστό βέλτιστης λύσης (%)	Κοινά προϊόντα (%)	Κοινά χαρακτηριστικά (%)	Μέσος αριθμός υπολογισμών	Χρόνοι (s)	Σημαντική διαφορά από SA (p-value)	Σημαντική διαφορά από GA (p-value)
optAlnet	11809.18	138.29	96.59	39.60	85.84	195719.84	18.42	2.27	30.12
propCLONALG1	11806.65	142.43	96.57	39.00	85.98	185418.00	15.95	2.84	34.74
BCA1	11806.42	137.86	96.57	39.60	85.86	181464.40	18.78	2.64	34.24
CLONALG1	11793.81	148.41	96.46	38.80	85.74	165122.00	18.59	8.12	64.52
statCLONALG1	11792.34	142.35	96.45	38.80	85.50	204162.80	17.81	9.08	68.53
GA	11781.34	196.36	96.36	38.00	85.12	205290.00	17.51	19.74	100.00
statCLONALG1fcm	11773.97	137.91	96.30	39.20	85.54	209520.81	17.62	27.21	77.85
statOPT-IA1fcm	11772.70	140.16	96.29	38.00	85.20	210230.55	17.57	31.76	75.61
statCLONALG2fcm	11756.56	150.03	96.16	36.60	84.88	200344.06	17.26	65.37	38.46
BCA2	11754.54	141.66	96.14	36.40	84.78	165683.00	17.59	69.90	34.07
statOPT-IA2fcm	11751.87	160.42	96.12	36.80	84.94	210225.55	18.69	77.25	31.11
SA	11742.93	222.79	96.05	36.00	84.26	145001.00	16.21	100.00	19.74
CLONALG1fcm	11729.44	148.89	95.94	36.20	84.74	177570.26	16.47	66.35	7.63
OPT-IA1	11718.22	158.48	95.85	35.60	84.12	168800.80	19.01	43.48	3.53
statOPT-IA1	11714.19	183.88	95.81	33.40	83.80	210100.00	17.84	36.12	2.43
CLONALG1elit	11713.18	166.76	95.81	34.60	84.26	181883.00	18.71	32.77	1.75
propOPT-IA1	11710.10	174.27	95.78	33.40	83.12	190171.86	16.06	32.35	2.46
OPT-IA2fcm	11688.54	168.71	95.60	32.80	83.70	168057.88	16.13	8.33	0.19
OPT-IA1fcm	11682.80	174.63	95.56	33.40	83.62	222172.08	18.81	7.34	0.22
propCLONALG2	11667.70	173.59	95.43	31.40	82.72	221211.89	19.27	2.00	0.02
statCLONALG2	11649.23	192.66	95.28	29.60	82.58	195468.00	17.59	0.50	0.00
CLONALG2fcm	11646.08	181.61	95.26	30.20	82.64	180459.87	16.41	0.29	0.00
OPT-IA2	11636.87	175.24	95.18	29.40	82.36	175093.00	19.29	0.19	0.00
CLONALG2	11632.55	189.41	95.15	29.20	82.72	138225.00	15.76	0.07	0.00
statOPT-IA2	11628.92	177.42	95.12	30.20	82.54	176150.00	16.74	0.05	0.00

Πίνακας 6.7: Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων των εξεταζόμενων CS αλγορίθμων χρησιμοποιώντας τα πραγματικά δεδομένα της δοκιμασίας ευστάθειας των Belloni et al. [6], για τη βελτιστοποίηση γραμμής 5 τσαντών. Οι μέθοδοι είναι διατεταγμένοι με φθίνουσα σειρά των μέσων κερδών καλύτερης λύσης, ενώ το κίτρινο φόντο χαρακτηρίζει τις μεθόδους που πέτυχαν στατιστικά σημαντική διαφορά από τον GA (p-value < 5%)

Μέθοδοι που αναλύθηκαν	Μέση τιμή καλύτερων κέρδων (\$)	Τυπική απόκλιση (\$)	Ποσοστό βέλτιστης λύσης (%)	Μέση τιμή κερδών τελευταίας γενιάς (\$)	Συχνότητα εύρεσης καλύτερης λύσης (%)	Μέσος αριθμός υπολογισμών	Χρόνοι (s)	Σημαντική διαφορά από SA (p-value)	Σημαντική διαφορά από GA (p-value)
optAlnet	12225.98	0.25	100.00	11408.51	99.00	188729.97	17.98	0.00	32.57
BCA1	12225.33	4.00	99.99	11824.98	90.00	172580.00	17.88	0.00	55.71
GA	12224.30	17.05	99.99	12197.02	99.00	202725.00	17.36	0.00	100.00
statCLONALG1fcm	12219.90	24.51	99.95	11579.27	63.00	211499.20	18.21	0.00	14.22
statCLONALG1	12218.94	33.62	99.94	11937.54	95.00	198090.40	17.09	0.00	15.66
propCLONALG1	12218.54	33.64	99.94	11904.53	92.00	212357.81	18.49	0.00	12.86
CLONALG1	12215.28	37.92	99.91	11724.26	87.00	150470.00	17.15	0.00	3.13
CLONALG1fcm	12207.14	51.56	99.85	11619.47	72.00	193856.58	18.07	0.00	0.18
statOPT-IA1fcm	12172.44	78.95	99.56	11981.98	67.00	208797.68	17.71	33.09	0.00
statCLONALG2fcm	12170.58	79.68	99.55	11705.29	53.00	207078.75	18.26	41.93	0.00
propOPT-IA1	12165.00	82.65	99.50	12054.26	54.00	191824.61	16.48	74.81	0.00
SA	12161.21	83.99	99.47	N/A	49.00	145001.00	16.36	100.00	0.00
statOPT-IA2fcm	12156.30	84.02	99.43	11908.03	58.00	201320.31	17.89	67.98	0.00
OPT-IA1fcm	12152.32	85.72	99.40	11930.21	54.00	224920.23	19.22	46.00	0.00
statOPT-IA1	12149.54	86.19	99.37	12087.36	46.00	209396.00	18.02	33.36	0.00
CLONALG1elit	12147.44	86.28	99.36	12071.51	45.00	184676.00	19.01	25.42	0.00
OPT-IA1	12142.71	87.75	99.32	11908.23	50.00	167668.00	18.89	12.94	0.00
BCA2	12133.44	84.94	99.24	11960.47	44.00	148501.00	15.76	2.11	0.00
OPT-IA2fcm	12128.52	84.97	99.20	11745.98	42.00	172256.04	17.04	0.68	0.00
CLONALG2fcm	12120.71	84.00	99.14	11747.90	33.00	179490.30	16.49	0.08	0.00
OPT-IA2	12114.34	82.95	99.09	12003.78	33.00	166331.00	18.00	0.01	0.00
CLONALG2	12111.52	80.26	99.06	11824.65	32.00	137480.00	15.57	0.00	0.00
statCLONALG2	12108.67	79.50	99.04	11945.28	29.00	192604.00	17.42	0.00	0.00
statOPT-IA2	12108.61	81.61	99.04	11990.41	30.00	163550.00	15.61	0.00	0.00
propCLONALG2	12099.05	76.81	98.96	11455.74	22.00	204024.48	17.87	0.00	0.00

Πίνακας 6.8: Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων των εξεταζόμενων CS αλγορίθμων χρησιμοποιώντας τα πραγματικά δεδομένα των Belloni et al. [6], για τη βελτιστοποίηση γραμμής 5 τσαντών. Οι μέθοδοι είναι διατεταγμένες με φθίνουσα σειρά των μέσων κερδών καλύτερης λύσης, ενώ το κίτρινο φόντο χαρακτηρίζει τις μεθόδους που πέτυχαν στατιστικά σημαντική διαφορά από τον GA (p-value < 5%)



Σχήμα 6.5: Σύγκριση των μέσων πληθυσμιακών κερδών ανά αριθμό υπολογισμών του optAlnet, με statCLONALG1 και GA για το πρόβλημα πέντε τσαντών.

Κεφάλαιο 7

Συζήτηση - Συμπεράσματα

Στην παρούσα μεταπτυχιακή εργασία εφαρμόσαμε και συγκρίναμε μία σειρά από αλγόριθμους τεχνητού ανοσοποιητικού συστήματος για την επίλυση του προβλήματος του σχεδιασμού της βέλτιστης γραμμής προϊόντων. Από όσο γνωρίζουμε, αυτή είναι η πρώτη τέτοια προσπάθεια στη βιβλιογραφία.

Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιήσαμε τα δεδομένα της conjoint ανάλυσης των Toubia et al. [58] για το σχεδιασμό γραμμής τσαντών laptop, και ακολουθήσαμε την μεθοδολογία των Belloni et al. [6], συμπληρώνοντας έτσι τη συγκριτική τους μελέτη με τους αλγόριθμους επιλογής κλώνων. Επιπλέον, εχμεταλλευόμενοι την χρήση ισχυρότερου υπολογιστικού μέσου, ελέγξαμε την απόδοση των αλγορίθμων και σε μεγαλύτερες εκδοχές του προβλήματος, πλησιάζοντας περισσότερο τα μεγέθη πραγματικών προβλημάτων [6]. Στις ενότητες αυτού του κεφαλαίου συνοψίζουμε τα ευρήματα της εργασίας αυτής, παραθέτοντάς τα με αντίστοιχα ευρήματα της βιβλιογραφίας.

7.1 CSA vs GA

Στο κεφάλαιο 6 είδαμε ότι οι αλγόριθμοι επιλογής κλώνων μπορούν στα μεν μεγάλα προβλήματα (όπως ο σχεδιασμός γραμμής δέκα τσαντών) να υπερκεράσουν με στατιστικά σημαντική διαφορά γενετικούς αλγορίθμους (ή τουλάχιστον την εκδοχή των Belloni et al. [6]), και στα δε μικρότερα προβλήματα (π.χ. σχεδιασμός γραμμής πέντε τσαντών) να μην υστερούν. Επιπλέον, σε όλες τις περιπτώσεις είναι ξεκάθαρη η υπεροχή των CSA (κυρίως αυτών με στρατηγική επιλογής 1) όσον αφορά τον απαιτούμενο αριθμό υπολογισμών για τη σύγκλιση.

Τόσο ο CSA όσο και ο GA εντάσσονται στην ευρύτερη κατηγορία των εξελικτικών αλγορίθμων. Παρ' όλα αυτά, όπως παρουσιάσαμε και νωρίτερα, οι CSA διαφέρουν όχι μόνο ως προς την προέλευση και ερμηνεία τους, αλλά και στην αλληλουχία των βημάτων εξερεύνησης του χώρου λύσεων [48]. Όπως φάνηκε και από τα αποτελέσματά μας, οι CSA τείνουν να καταλήγουν σε πολλαπλά τοπικά ακρότατα, ενώ ο πληθυσμός του GA συγκλίνει προς μία μόνο πιθανή λύση [48]. Επομένως, αυτό φαίνεται να αποτελεί το κυριότερο πλεονέκτημα των CSA στην επίλυση τέτοιων πολύτροπων, διακριτών προβλημάτων

βελτιστοποίησης.

Το ίδιο ισχύει και για το ρυθμό αύξησης της μέσης τιμής του πληθυσμού λύσεων κάθε γενιάς. Όμως στον τελικό πληθυσμό λύσεων ο GA υπερτερεί ξεκάθαρα, καθώς τελικά συγκλίνει σε μία μόνο λύση (ο πληθυσμός λύσεων του ομογενοποιείται), ενώ αντίθετα οι αλγόριθμοι τεχνητού ανοσοποιητικού διατηρούν ποικιλομορφία στον πληθυσμό αντισωμάτων τους.

7.2 Στρατηγική επιλογής κλώνων

Όσον αφορά τη σύγκριση των παραλλαγών CSA μεταξύ τους, όπως είδαμε (σχήμα 5.1) μπορεί να γίνει σύμφωνα με τους διαφορετικούς τελεστές που χρησιμοποιούν. Μία πρώτη διαφορά των αλγορίθμων ήταν στον τελεστή επιλογής κλώνων: τη στρατηγική επιλογής 1 και τη στρατηγική επιλογής 2 (CLON-ALG1, CLONALG2 αντίστοιχα [50]).

Είδαμε λοιπόν ότι οι αλγόριθμοι με στρατηγική επιλογής 1 απέδωσαν καλύτερα, με τη διαφορά τους σε σχέση με τη στρατηγική 2 να γίνεται εμφανέστερη στα μεγαλύτερα προβλήματα (π.χ. πρόβλημα σειράς 10 τσαντών). Στην πρώτη στρατηγική κάθε αντίσωμα εξελίσσεται ανεξάρτητα, διατηρεί μεγαλύτερη ποικιλομορφία σε σύγκριση με τη δεύτερη στρατηγική που εστιάζει κυρίως σε ένα (τοπικό ή ολικό) μέγιστο. Όπως ανέφεραν οι Cutello et al. [50], η παραλλαγή CLONALG1 είναι πιο χρήσιμη σε περιπτώσεις βελτιστοποίησης πολύτροπων συναρτήσεων. Συνεπώς καταλήγουμε ότι το πρόβλημα βελτιστοποίησης γραμμής προϊόντων χαρακτηρίζεται από πολλαπλά τοπικά βέλτιστα και αντιμετωπίζεται καλύτερα χρησιμοποιώντας τη στρατηγική επιλογής 1.

7.3 Στρατηγική ωρίμανσης

Τα αποτελέσματά μας έδειξαν επίσης ότι διαφοροποιήσεις στους τελεστές ωρίμανσης παίζουν ρόλο στην ποιότητα και ταχύτητα επίλυσης του συγκεκριμένου προβλήματος. Η μεγιστοποίηση του κέρδους στο πρόβλημά μας στηρίχτηκε στα ήδη υπολογισμένα και αποθηκευμένα πιθανά κέρδη για κάθε συνδυασμό προϊόντος [6]. Έτσι, ο τελεστής στατικής υπερμετάλλαξης (με τον ελάχιστο αριθμό μεταλλάξεων ανά κλώνων, m_C) έδωσε ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα στον ίδιο χρόνο, καθώς η γειτονική (παραλλαγές BCA) και η αντιστρόφως ανάλογη υπερμετάλλαξη χρειάζονται περισσότερο χρόνο για τον υπολογισμό της σχετικής αρμοστικότητας (και άρα του αριθμού μεταλλάξεων) κάθε κλώνου. Παρ' όλα αυτά, οι δύο τελευταίοι τελεστές χρειάστηκαν σαφώς λιγότερους υπολογισμούς κερδών μέχρι τη σύγκλιση.

Ο BCA συγκεκριμένα έχει παρατηρηθεί και σε προβλήματα βελτιστοποίησης συνεχών συναρτήσεων ότι συγκλίνει σε λύση μετά από αρκετά λίγους υπολογισμούς της αντικειμενικής συνάρτησης [54]. Καθώς κάποιες φορές η γειτονική υπερμετάλλαξη αφορά μεγάλα τμήματα ενός κλώνου, έχει τη δυνατότητα εύκολα να μεταπηδήσει από μία περιοχή τοπικού μέγιστου σε μία άλλη,

ενώ παράλληλα μικρές, σημειακές μεταλλάγες επιτρέπουν στον αλγόριθμο να εξερευνήσει και την τοπική περιοχή λύσεων. Με την ίδια λογική, η αντιστρόφως ανάλογη υπερμετάλλαξη επιτρέπει την τοπική εξερεύνηση για τους καλύτερους κλώνους κάθε γενιάς, και ευρύτερη εξερεύνηση στους χειρότερους. Επομένως, σε προβλήματα βελτιστοποίησης γραμμής προϊόντων όπου δεν είναι δυνατόν να προϋπολογιστούν όλοι οι πιθανοί συνδυασμοί κερδών, οι τελεστές γειτονικής και αντιστρόφως ανάλογης υπερμετάλλαξης θα χρειάζονται σαφώς μικρότερο χρόνο σύγκλισης.

Τέλος, ο τελεστής ανάλογης κλωνοποίησης έδειξε πολύ καλά αποτελέσματα σε όλες τις περιπτώσεις που μελετήσαμε όταν συνδυάστηκε με την πρώτη στρατηγική επιλογής (δηλαδή ο `propCLONALG1`). Αντίθετα ο `propCLONALG2` δεν απέδωσε το ίδιο καλά. Αυτό πιθανώς εξηγείται από την προαναφερθείσα διαφορά των `CLONALG1-2`: μιας και ο `CLONALG2` ήδη υστερεί εστιάζοντας στην εύρεση ενός μεγίστου, η κλωνοποίηση των καλύτερων αντισωμάτων σε μεγαλύτερο αριθμό οδηγεί σε ακόμη μεγαλύτερη πιθανότητα παγίδευσης σε τοπικά μέγιστα. Από την άλλη πλευρά, ο `CLONALG1` εξερευνεί μεγαλύτερο εύρος του χώρου λύσεων, εκτελώντας πολλαπλές τοπικές αναζητήσεις με σημείο εκκίνησης κάθε άτομο του τυχαίου, αρχικού πληθυσμού. Πιθανότατα λοιπόν, η ανάλογη κλωνοποίηση ευνοεί τον `CLONALG1` ώστε αντισώματα που ήδη βρίσκονται σε τοπικά μέγιστα να έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να δώσουν κλώνους που θα μεταπηδήσουν στην περιοχή του ολικού μεγίστου.

7.4 FCM

Τα αποτελέσματα της παρούσας εργασίας έδειξαν ότι η συνεισφορά της στρατηγικής `fcm` στην απόδοση των αλγορίθμων επιλογής κλώνων ποικίλει ανάλογα με το είδος τους. Στην εργασία των Cutello et al. [49] η στρατηγική αυτή χρησιμοποιήθηκε για την αποφυγή της πρόωμης σύγκλισης των `CSA` κατά την βελτιστοποίηση συναρτήσεων παγίδων (*trap functions*) και συνεπώς για αποδοτικότερη αναζήτηση του χώρου λύσεων [49, 53]. Αν και ανέφεραν ότι βελτίωσε την απόδοση όλων των αλγορίθμων που χρησιμοποίησαν, στην πράξη περιορίστηκαν μόνο στη χρήση αλγορίθμων `CLONALG2` και `opt-IA2`, κάτι που έρχεται σε συμφωνία με τα δικά μας αποτελέσματα. Αντίθετα, οι `CLONALG1` παραλλαγές δεν παρουσίασαν βελτίωση ή είχαν χειρότερη απόδοση. Μιας και σε αυτό τον τύπο επιλογής κλώνων τα αντισώματα ουσιαστικά εξελίσσονται ανεξάρτητα το ένα από το άλλο, πιθανώς η στρατηγική `fcm` καθυστερεί την αναζήτηση στον γειτονικό χώρο κάθε αντισώματος.

7.5 Ελιτισμός και γήρανση

Η χρήση ισχυρού ελιτισμού (όπως στον `CLONALG1elit`) οδήγησε σε λύσεις με μικρότερα κέρδη. Η παρατήρηση αυτή συμφωνεί με το συμπέρασμα των Ahn and Ramakrishna [57] ότι η αυξημένη ποικιλότητα στον πληθυσμό λύσε-

ων που φέρνει η μείωση της ισχύς του ελιτισμού βελτιώνει την ποιότητα των λύσεων, χωρίς επιβάρυνση στο χρόνο σύγκλισης των αλγορίθμων. Κατά την παραμετροποίηση των μεθόδων παρατηρήσαμε επίσης ότι οι CSA που απέδιδαν καλύτερα με μικρό πληθυσμό αντισωμάτων ($N = 20$), απέδιδαν ακόμη καλύτερα όταν δεν χρησιμοποιούσαν ελιτισμό. Σύμφωνα με την ίδια λογική, αυτό πιθανότατα συμβαίνει διότι σε τόσο μικρούς πληθυσμούς ο ασθενής ελιτισμός, σε συνδυασμό με την τέλεση μίας μόνο σημειακής μετάλλαξης ανά κλώνο ανά γενιά, μειώνει σημαντικά την ποικιλιότητα του πληθυσμού. Στην εξαίρεση που επιβεβαιώνει τον κανόνα, στον BCA1, η γειτονική υπερμετάλλαξη πραγματοποιεί τόσο δραματικές αλλαγές στους κλώνους που ο ασθενής ελιτισμός είναι απαραίτητος ώστε να μπορεί να βελτιώνεται και σε τοπικό επίπεδο το καλύτερο αντίσωμα κάθε γενιάς.

Όσον αφορά τη στρατηγική γήρανσης, σε αντίθεση με ότι αναφέρουν οι Cutello et al. [50], δεν έδειξε να παρουσιάζει σημαντικές διαφορές με τις παραλλαγές χωρίς γήρανση (με εξαίρεση τον statOPT-IA1fem στο πρόβλημα δέκα τσαντών). Παρ' όλα αυτά, από τη σειρά κατάταξης των opt-IA στους πίνακες αποτελεσμάτων φαίνεται να ανταπεξέρχονται καλύτερα στα εξομοιωμένα προβλήματα. Αυτό ίσως δείχνει την ευρωστία των opt-IA αλγορίθμων στην επίλυση προβλημάτων ποικίλου μεγέθους, και συνεπώς τη μικρότερη ευαισθησία τους στο επιλεγμένο σετ τιμών παραμέτρων.

7.6 Περιορισμοί και μελλοντικές κατευθύνσεις

Είναι εμφανές ότι η απόδοση των αλγορίθμων αυτών είναι αρκετά ευαίσθητη στην κατάλληλη επιλογή τιμών παραμέτρων για κάθε πρόβλημα. Στην παρούσα εργασία είδαμε μικρά και μεγάλα προβλήματα σχεδιασμού τσαντών, με βάση τόσο πραγματικά όσο και εξομοιωμένα δεδομένα καταναλωτών. Έτσι, για παράδειγμα, ενώ οι αλγόριθμοι χωρίς γήρανση παρουσιάζονται καλύτεροι στα πραγματικά δεδομένα, στα δεδομένα εξομοίωσης (όπου εξετάζονται πολλά διαφορετικά μεγέθη προβλημάτων) παρατηρούμε το αντίθετο. Είναι λοιπόν απαραίτητη η επιλογή της εκάστοτε παραλλαγής (και των κατάλληλων τιμών παραμέτρων) να γίνεται πρωτίστως βάσει της φύσης του προβλήματος.

Ανάμεσα στις μεθόδους που εφαρμόσαμε υπήρξαν κάποιες που υπολόγιζαν με δυναμικό τρόπο τους ρυθμούς κλωνοποίησης ή μετάλλαξης (π.χ. prog-CLONALG1, CLONALG1 αντίστοιχα). Για την επίλυση του παρόντος προβλήματος όμως δεν εξετάσαμε καθόλου υβριδικές μεθόδους που συνδυάζουν αλγορίθμους τεχνητού ανοσοποιητικού με άλλους (για παραδείγματα βλέπε βιβλιογραφικές ανασκοπήσεις [40, 46]). Συνεπώς, πιο εξεζητημένες μέθοδοι υπολογισμού θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για το βέλτιστο υπολογισμό των προαναφερθέντων ρυθμών [52]. Βλέποντας τα δικά μας συμπεράσματα, μπορούμε να υποθέσουμε ότι τέτοιοι αλγόριθμοι θα υπερτερούν σε περιπτώσεις όπου οι τιμές της αντικειμενικής συνάρτησης δεν είναι προϋπολογισμένες. Γενικότερα πάντως, μέθοδοι όπως οι PSO, ή μηχανισμοί διασταύρωσης όπως των GA, που

χαρακτηρίζονται ως μέθοδοι ολικής αναζήτησης, αναμένεται να συνδυάζονται αρμονικά με την ικανότητα τοπικής αναζήτησης των CSA [46].

Ένας άλλος περιορισμός που αναγνώρισαν και οι Belloni et al. [6] είναι ότι στην παρούσα μεθοδολογία αγνοείται πλήρως η ανταγωνιστική φύση της αγοράς. Μοντέλα που προβλέπουν την απάντηση των ανταγωνιστών στα νέα προϊόντα της αγοράς μπορούν στο μέλλον να επιλύσουν αυτά τα πιο σύνθετα προβλήματα. Ως παράδειγμα αναφέρουμε την εργασία των Tsafarakis et al. [59]. Σε αυτήν, η βελτιστοποίηση σειράς προϊόντων γάλακτος με τη χρήση PSO, συνδυάστηκε με μία προσέγγιση θεωρίας παιγνίων. Με παρόμοιο λοιπόν τρόπο, οι αλγόριθμοι της παρούσας εργασίας μπορούν στο μέλλον να χρησιμοποιηθούν για την εύρεση προϊόντων που πλεονεκτούν μακροπρόθεσμα, όταν πια η αγορά θα έχει σταθεροποιηθεί.

Τέλος, το σύνολο της εργασίας μας στηρίχθηκε στη συζυγή ανάλυση των Belloni et al. [6], κατά την οποία γίνεται η υπόθεση ότι οι βαθμοί ωφέλειας (part-worths) καθορίζουν ντετερμινιστικά (κανόνας πρώτης επιλογής) την πραγματική συμπεριφορά των καταναλωτών. Είναι προφανές ότι μία τέτοια απλή προσέγγιση επηρεάζεται πολύ εύκολα από συστηματικά σφάλματα στις απαντήσεις των καταναλωτών. Ιδανικά λοιπόν οι παρόντες αλγόριθμοι μπορούν να συνδυαστούν και με νεότερες μεθόδους συζυγούς ανάλυσης, μοντελοποιώντας ακριβέστερα τη συμπεριφορά των καταναλωτών [6, 60], ή ακόμη και να μοντελοποιηθεί δυναμικά η αλλαγή προτιμήσεων των καταναλωτών [59].

Παράρτημα Α'

Τιμές παραμέτρων

Η εκτέλεση μίας επίσημης μορφής ανάλυσης ευαισθησίας δεν αποτελούσε στόχο αυτής της εργασίας. Παρόλα αυτά η διαδικασία χειροκίνητης προσαρμογής των παραμέτρων κάθε CSA σίγουρα μας υποδεικνύει στοιχεία των ρόλων κάθε παραμέτρου. Συνοπτικά:

- N : Το κατάλληλο μέγεθος του πληθυσμού αντισωμάτων κάθε γενιάς για κάθε αλγόριθμο φαίνεται να έχει άμεση συσχέτιση με το πόσο πολύ ο εκάστοτε CSA εστιάζει στην καλύτερη λύση ή σε πολλαπλά τοπικά ακρότατα (δείτε κεφάλαιο 7). Έτσι οι παραλλαγές του CLONALG1 χρησιμοποιούν κατά κόρον μικρό μέγεθος πληθυσμού ($N = 20$), ενώ οι παραλλαγές CLONALG2 (αλλά και ο CLONALG1elit που χαρακτηρίζεται από το ίδιο πρόβλημα) μεγαλύτερο ($N = 100$). Τέλος, αν και το μεγαλύτερο μέγεθος πληθυσμού διευκολύνει την αναζήτηση σε διάφορες περιοχές του χώρου λύσεων, εντούτοις αυξάνει το χρόνο που δαπανά ο αλγόριθμος ανά γενιά.
- k : Ως κριτήριο τερματισμού των CSA σαφώς και έχει σημαντική επίδραση στο χρόνο εκτέλεσής τους. Από την αναζήτησή μας οποιαδήποτε τιμή κάτω από 99 κατέληγε σε πρόωρη σύγκλιση και υποβέλτιστα αποτελέσματα. Από την άλλη η επίδρασή του στην ποιότητα των αποτελεσμάτων κορεζόταν για μεγάλες τιμές.
- β : Αποδείχθηκε η πιο ευαίσθητη παράμετρος για τους CSA της παρούσας εργασίας. Πολύ μεγάλη αύξησή του συντελεί στη δημιουργία μεγάλου αριθμού κλώνων, κάτι που επιβαρύνει δυσανάλογα το χρόνο εκτέλεσης κάθε γενιάς. Αντίθετα, μικρή τιμή β δυσκολεύει την αναζήτηση στο χώρο καθώς με υπερβολικά μικρή παραγωγή κλώνων μειώνεται η πιθανότητα απόδρασης από τοπικά μέγιστα.
- ρ : Όσον αφορά τον αριθμό μεταλλάξεων ανά κλώνο, μία υψηλή τιμή (3000) εξασφάλιζε την καταλληλότερη κλιμάκωσή του από τους καλύτερους στους χειρότερους κλώνους. Έτσι, στους καλύτερους κλώνους

έδινε μόνο μία σημειακή μετάλλαξη, στους περισσότερους δύο έως τρεις, ενώ μόνο στους τελευταίους στην κατάταξη επέτρεπε πολλές περισσότερες. Με τρόπο αντίστροφο, το ρ καθόριζε την κλιμάκωση του αριθμού κλώνων στην στρατηγική ανάλογης κλωνοποίησης.

- m_c : Σε όλες τις περιπτώσεις που ήταν σταθερός ο αριθμός μεταλλάξεων ανά κλώνο, η επιλογή της ελάχιστης δυνατής τιμής πλεονεχτούσε πάντα (για τη στρατηγική f_{cm} η τιμή 1 θα ισοδυναμούσε με μη χρήση της στρατηγικής αυτής).
- t_{lim} : Για τους OPT-IA1 αλγορίθμους, η χαμηλή τιμή 2 εξασφάλιζε τόσο ότι θα διαφοροποιούνταν από τους CLONALG1, όσο και ότι δεν θα παγιδευόταν σε τοπικά μέγιστα όπως ο CLONALG1elit (δείτε ενότητα 5.1.7). Για τους OPT-IA2 $t_{lim} = 1$ δεν θα επέτρεπε την εξέλιξη και βελτίωση των υπάρχοντων λύσεων, ενώ πλησιάζοντας στην τιμή του k δεν διαφοροποιούνται από τους CLONALG2.
- $f_{P_{new}}$: Με εξαίρεση τον propCLONALG2 (και τις περιπτώσεις όπου δημιουργούνται νέα αντισώματα για να μην μειωθεί ο πληθυσμός), σε καμία άλλη περίπτωση δεν βοηθούσε η εισαγωγή τυχαίων νέων αντισωμάτων στον πληθυσμό.
- f_{common} και δ : Η τιμή αυτή του δ επέτρεπε την εξέλιξη του αλγορίθμου όπως ο CLONALG1, αποφεύγοντας έτσι την πρόωρη εισαγωγή νέων αντισωμάτων (και υπερβολική αύξηση του πληθυσμού). Η τιμή του f_{common} επέτρεπε τη διαγραφή παρόμοιων προϊόντων, καθώς μεγαλύτερη απαιτούμενη ομοιότητα σπάνια απαντιέται, ενώ μικρότερη συντελούσε σε απότομη μείωση του πληθυσμού και ανεπαρκή αναζήτηση στις γειτονικές περιοχές των διαγραφόμενων αντισωμάτων.

Παρακάτω ακολουθούν πίνακες με τις τιμές των παραμέτρων κάθε αλγορίθμου.

Αλγόριθμοι	k	δ	N	$f_{P_{new}}$	β	m_c	f_{commom}	Ελιτισμός	ρ	t_{lim}	f_c
BCA1	199	N/A	20	0	2	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	N/A
BCA2	99	N/A	100	0	0.11	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
CLONALG1	129	N/A	20	0	1.5	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	N/A	N/A
CLONALG1elit	199	N/A	100	0	0.07	Μεταβλητό	N/A	Ισχυρός	3000	N/A	N/A
CLONALG1fcm	99	N/A	75	0	0.09	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	N/A	N/A
CLONALG2	199	N/A	100	0	0.075	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	N/A	0.99
CLONALG2fcm	99	N/A	100	0	0.04	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	N/A	0.99
statCLONALG1	199	N/A	20	0	1.7	1	N/A	Όχι	N/A	N/A	N/A
statCLONALG1fcm	199	N/A	20	0	1	2	N/A	Όχι	N/A	N/A	N/A
statCLONALG2	199	N/A	100	0	0.11	1	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
statCLONALG2fcm	99	N/A	100	0	0.085	2	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
statOPT-IA1	199	N/A	20	0	2.75	1	N/A	Όχι	N/A	2	N/A
statOPT-IA1fcm	199	N/A	20	0	1.2	2	N/A	Όχι	N/A	2	N/A
statOPT-IA2	149	N/A	100	Μεταβλητό	0.125	1	N/A	21%	N/A	2	0.79
statOPT-IA2fcm	99	N/A	100	Μεταβλητό	0.08	2	N/A	21%	N/A	2	0.79
optAlnet	199	0.0001	100 (Αρχικός)	0.02	0.26	1	0.7	Ασθενής	N/A	N/A	N/A
OPT-IA1	199	N/A	20	0	1.6	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	2	N/A
OPT-IA1fcm	99	N/A	20	0	0.75	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	2	N/A
OPT-IA2	99	N/A	100	Μεταβλητό	0.13	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	2	0.99
OPT-IA2fcm	99	N/A	100	Μεταβλητό	0.04	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	2	0.99
propCLONALG1	199	N/A	20	0	0.31	1	N/A	Όχι	33.33333333	N/A	N/A
propCLONALG2	99	N/A	100	0.1	0.065	1	N/A	Ασθενής	100	N/A	0.89
propOPT-IA1	219	N/A	20	0	0.4	1	N/A	Όχι	33.33333333	2	N/A

Πίνακας Α'1: Συγκεντρωτικός πίνακας για τις τιμές παραμέτρων των CSA για το πρόβλημα βελτιστοποίησης γραμμής 10 τσαντών, χρησιμοποιώντας τα πραγματικά δεδομένα πελατών (real data) των Belloni et al. [6](μέγεθος πληθυσμού χρωμοσωμάτων GA: 2250, αριθμός επαναλήψεων ανά θερμοκρασία SA: 10000).

Αλγόριθμοι	k	δ	N	$f_{p\ new}$	θ	m_c	f_{common}	Ελιτισμός	ρ	t_{lim}	f_c
BCA1	199	N/A	20	0	1.2	Μεταβλητό	N/A	Όχι	N/A	N/A	N/A
BCA2	99	N/A	100	0	0.11	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
CLONALG1	149	N/A	20	0	1.5	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	N/A	N/A
CLONALG1elit	199	N/A	100	0	0.07	Μεταβλητό	N/A	Ισχυρός	3000	N/A	N/A
CLONALG1fcm	99	N/A	75	0	0.09	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	N/A	N/A
CLONALG2	199	N/A	100	0	0.05	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	N/A	0.99
CLONALG2fcm	129	N/A	100	0	0.04	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	N/A	0.99
statCLONALG1	199	N/A	20	0	1.7	1	N/A	Όχι	N/A	N/A	N/A
statCLONALG1fcm	169	N/A	20	0	0.8	2	N/A	Όχι	N/A	N/A	N/A
statCLONALG2	199	N/A	100	0	0.08	1	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
statCLONALG2fcm	99	N/A	100	0	0.055	2	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
statOPT-IA1	199	N/A	20	0	2	1	N/A	Όχι	N/A	2	N/A
statOPT-IA1fcm	199	N/A	20	0	1	2	N/A	Όχι	N/A	2	N/A
statOPT-IA2	129	N/A	100	Μεταβλητό	0.1	1	N/A	21%	N/A	2	0.79
statOPT-IA2fcm	99	N/A	100	Μεταβλητό	0.07	2	N/A	21%	N/A	2	0.79
optAlnet	199	0.0001	100 (Αρχικός)	0.02	0.26	1	0.7	Ασθενής	N/A	N/A	N/A
OPT-IA1	199	N/A	20	0	1.6	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	2	N/A
OPT-IA1fcm	199	N/A	20	0	0.75	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	2	N/A
OPT-IA2	99	N/A	100	Μεταβλητό	0.13	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	2	0.99
OPT-IA2fcm	119	N/A	100	Μεταβλητό	0.04	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	2	0.99
propCLONALG1	179	N/A	20	0	0.31	1	N/A	Όχι	33.33333333	N/A	N/A
propCLONALG2	99	N/A	100	0.1	0.055	1	N/A	Ασθενής	100	N/A	0.89
propOPT-IA1	129	N/A	20	0	0.4	1	N/A	Όχι	33.33333333	2	N/A

Πίνακας Α'2: Συγκεντρωτικός πίνακας για τις τιμές παραμέτρων των CSA για το πρόβλημα βελτιστοποίησης γραμμής 5 τσαντών, χρησιμοποιώντας τα πραγματικά δεδομένα πελατών (real data) των Belloni et al. [6](μέγεθος πληθυσμού χρωμοσωμάτων GA:2250, αριθμός επαναλήψεων ανά θερμοκρασία SA: 5000).

Αλγόριθμοι	k	δ	N	$f_{P_{new}}$	θ	m_c	f_{common}	Ελιτισμός	ρ	t_{lim}	f_c
BCA1	199	N/A	20	0	1.7	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	N/A
BCA2	99	N/A	100	0	0.11	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
CLONALG1	169	N/A	20	0	1.5	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	N/A	N/A
CLONALG1elit	199	N/A	100	0	0.07	Μεταβλητό	N/A	Ισχυρός	3000	N/A	N/A
CLONALG1fcm	99	N/A	75	0	0.09	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	N/A	N/A
CLONALG2	199	N/A	100	0	0.05	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	N/A	0.99
CLONALG2fcm	129	N/A	100	0	0.04	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	N/A	0.99
statCLONALG1	199	N/A	20	0	1.7	1	N/A	Όχι	N/A	N/A	N/A
statCLONALG1fcm	199	N/A	20	0	0.7	2	N/A	Όχι	N/A	N/A	N/A
statCLONALG2	199	N/A	100	0	0.08	1	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
statCLONALG2fcm	99	N/A	100	0	0.06	2	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
statOPT-IA1	199	N/A	20	0	2	1	N/A	Όχι	N/A	2	N/A
statOPT-IA1fcm	199	N/A	20	0	1	2	N/A	Όχι	N/A	2	N/A
statOPT-IA2	129	N/A	100	Μεταβλητό	0.1	1	N/A	21%	N/A	2	0.79
statOPT-IA2fcm	99	N/A	100	Μεταβλητό	0.07	2	N/A	21%	N/A	2	0.79
optAlnet	199	0.0001	100 (Αρχικός)	0.02	0.26	1	0.7	Ασθενής	N/A	N/A	N/A
OPT-IA1	199	N/A	20	0	1.6	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	2	N/A
OPT-IA1fcm	199	N/A	20	0	0.75	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	2	N/A
OPT-IA2	99	N/A	100	Μεταβλητό	0.13	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	2	0.99
OPT-IA2fcm	99	N/A	100	Μεταβλητό	0.04	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	2	0.99
propCLONALG1	199	N/A	20	0	0.25	1	N/A	Όχι	33.33333333	N/A	N/A
propCLONALG2	99	N/A	100	0.1	0.055	1	N/A	Ασθενής	100	N/A	0.89
propOPT-IA1	129	N/A	20	0	0.4	1	N/A	Όχι	33.33333333	2	N/A

Πίνακας Α'.3: Συγκεντρωτικός πίνακας για τις τιμές παραμέτρων των CSA για το πρόβλημα βελτιστοποίησης 5 τσαντών, χρησιμοποιώντας τα πραγματικά δεδομένα πελατών τροποποιημένα με αμερόληπτο σφάλμα (unbiased error) των Belloni et al. [6](μέγεθος πληθυσμού χρωμοσωμάτων GA:2250, αριθμός επαναλήψεων ανά θερμοκρασία SA: 5000).

Αλγόριθμοι	k	δ	N	$f_{p_{new}}$	β	m_c	f_{common}	Ελιτισμός	ρ	t_{lim}	f_c
BCA1	99	N/A	20	0	1.1	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	N/A
BCA2	99	N/A	100	0	0.025	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
CLONALG1	109	N/A	20	0	1.5	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	N/A	N/A
CLONALG1elit	99	N/A	100	0	0.05	Μεταβλητό	N/A	Ισχυρός	3000	N/A	N/A
CLONALG1fcm	99	N/A	20	0	1.5	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	N/A	N/A
CLONALG2	99	N/A	100	0	0.06	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	N/A	0.99
CLONALG2fcm	99	N/A	100	0	0.06	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	N/A	0.99
statCLONALG1	199	N/A	20	0	0.85	1	N/A	Όχι	N/A	N/A	N/A
statCLONALG1fcm	99	N/A	20	0	0.85	2	N/A	Όχι	N/A	N/A	N/A
statCLONALG2	99	N/A	100	0	0.06	1	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
statCLONALG2fcm	89	N/A	100	0	0.025	2	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
statOPT-IA1	219	N/A	20	0	0.75	1	N/A	Όχι	N/A	2	N/A
statOPT-IA1fcm	99	N/A	20	0	0.85	2	N/A	Όχι	N/A	2	N/A
statOPT-IA2	99	N/A	100	Μεταβλητό	0.05	1	N/A	21%	N/A	5	0.79
statOPT-IA2fcm	119	N/A	100	Μεταβλητό	0.02	2	N/A	21%	N/A	5	0.79
optAlnet	99	0.0001	100 (Αρχικός)	0.02	0.2	1	0.7	Ασθενής	N/A	N/A	N/A
OPT-IA1	99	N/A	20	0	1.6	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	2	N/A
OPT-IA1fcm	109	N/A	20	0	1.5	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	2	N/A
OPT-IA2	99	N/A	100	Μεταβλητό	0.045	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	5	0.99
OPT-IA2fcm	119	N/A	100	Μεταβλητό	0.032	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	5	0.99
propCLONALG1	199	N/A	20	0	0.15	1	N/A	Όχι	33.33333333	N/A	N/A
propCLONALG2	99	N/A	100	0.1	0.02	1	N/A	Ασθενής	100	N/A	0.89
propOPT-IA1	179	N/A	20	0	0.16	1	N/A	Όχι	33.33333333	2	N/A

Πίνακας Α'.4: Συγκεντρωτικός πίνακας για τις τιμές παραμέτρων των CSA χρησιμοποιώντας τα προσομοιωμένα δεδομένα πελατών (*simulated data*) των Belloni et al. [6]. Οι αλγόριθμοι έτρεξαν για χρόνο παραπλήσιο του GA (μέγεθος πληθυσμού χρωμοσωμάτων: 4000), με τα μεγέθη των προβλημάτων που χρησιμοποίησαν οι Belloni et al. [6].

Αλγόριθμοι	k	δ	N	$f_{p\ new}$	β	m_c	f_{common}	Ελιτισμός	ρ	t_{lim}	f_c
BCA1	99	N/A	20	0	1	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	N/A
BCA2	99	N/A	100	0	0.02	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
CLONALG1	109	N/A	20	0	1.5	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	N/A	N/A
CLONALG1elit	99	N/A	100	0	0.05	Μεταβλητό	N/A	Ισχυρός	3000	N/A	N/A
CLONALG1fcm	99	N/A	20	0	1.5	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	N/A	N/A
CLONALG2	99	N/A	100	0	0.06	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	N/A	0.99
CLONALG2fcm	99	N/A	100	0	0.06	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	N/A	0.99
statCLONALG1	199	N/A	20	0	0.85	1	N/A	Όχι	N/A	N/A	N/A
statCLONALG1fcm	99	N/A	20	0	0.75	2	N/A	Όχι	N/A	N/A	N/A
statCLONALG2	99	N/A	100	0	0.06	1	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
statCLONALG2fcm	99	N/A	100	0	0.025	2	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
statOPT-IA1	249	N/A	20	0	0.75	1	N/A	Όχι	N/A	2	N/A
statOPT-IA1fcm	99	N/A	20	0	0.85	2	N/A	Όχι	N/A	2	N/A
statOPT-IA2	99	N/A	100	Μεταβλητό	0.055	1	N/A	21%	N/A	5	0.79
statOPT-IA2fcm	119	N/A	100	Μεταβλητό	0.02	2	N/A	21%	N/A	5	0.79
optAlnet	199	0.0001	100 (Αρχικός)	0.02	0.33	1	0.7	Ασθενής	N/A	N/A	N/A
OPT-IA1	99	N/A	20	0	1.6	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	2	N/A
OPT-IA1fcm	126	N/A	20	0	1.5	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	2	N/A
OPT-IA2	99	N/A	100	Μεταβλητό	0.045	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	5	0.99
OPT-IA2fcm	119	N/A	100	Μεταβλητό	0.032	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	5	0.99
propCLONALG1	199	N/A	20	0	0.12	1	N/A	Όχι	33.33333333	N/A	N/A
propCLONALG2	99	N/A	100	0.1	0.02	1	N/A	Ασθενής	100	N/A	0.89
propOPT-IA1	199	N/A	20	0	0.16	1	N/A	Όχι	33.33333333	2	N/A

Πίνακας Α'.5: Συγκεντρωτικός πίνακας για τις τιμές παραμέτρων των CSA κατά τη σύγκριση με τον GA (μέγεθος πληθυσμού χρωμοσωμάτων: 2500), χρησιμοποιώντας τα προσομοιωμένα δεδομένα πελατών (simulated data) των Belloni et al. [6]

Αλγόριθμοι	k	δ	N	$f_{P_{new}}$	β	m_c	f_{common}	Ελιτισμός	ρ	t_{lim}	f_c
BCA1	199	N/A	20	0	1.4	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	N/A
BCA2	199	N/A	100	0	0.04	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
CLONALG1	199	N/A	20	0	2.5	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	N/A	N/A
CLONALG1elit	119	N/A	100	0	0.155	Μεταβλητό	N/A	Ισχυρός	3000	N/A	N/A
CLONALG1fcm	199	N/A	20	0	2.5	Μεταβλητό	N/A	Όχι	3000	N/A	N/A
CLONALG2	109	N/A	100	0	0.2	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	N/A	0.99
CLONALG2fcm	99	N/A	100	0	0.2	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	N/A	0.99
statCLONALG1	199	N/A	20	0	2.7	1	N/A	Όχι	N/A	N/A	N/A
statCLONALG1fcm	99	N/A	20	0	2.3	2	N/A	Όχι	N/A	N/A	N/A
statCLONALG2	199	N/A	100	0	0.095	1	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
statCLONALG2fcm	99	N/A	100	0	0.09	2	N/A	Ασθενής	N/A	N/A	0.99
statOPT-IA1	99	N/A	75	0	0.4	1	N/A	Ασθενής	N/A	2	N/A
statOPT-IA1fcm	99	N/A	20	0	2.6	2	N/A	Όχι	N/A	2	N/A
statOPT-IA2	219	N/A	100	Μεταβλητό	0.09	1	N/A	21%	N/A	5	0.79
statOPT-IA2fcm	99	N/A	100	Μεταβλητό	0.09	2	N/A	21%	N/A	5	0.79
optAInet	199	0.0001	100 (Αρχικός)	0.02	0.925	1	0.7	Ασθενής	N/A	N/A	N/A
OPT-IA1	99	N/A	100	0	0.2	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	2000	2	N/A
OPT-IA1fcm	99	N/A	100	0	0.15	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	2	N/A
OPT-IA2	99	N/A	100	Μεταβλητό	0.18	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	5	0.99
OPT-IA2fcm	99	N/A	100	Μεταβλητό	0.18	Μεταβλητό	N/A	Ασθενής	3000	5	0.99
propCLONALG1	99	N/A	100	0	0.06	1	N/A	Ασθενής	100	N/A	N/A
propCLONALG2	199	N/A	100	0.1	0.035	1	N/A	Ασθενής	100	N/A	0.89
propOPT-IA1	99	N/A	100	0	0.06	1	N/A	Ασθενής	100	2	N/A

Πίνακας Α'6: Συγκεντρωτικός πίνακας για τις τιμές παραμέτρων των CSA κατά τη σύγκριση με τον SA (αριθμός επαναλήψεων ανά θερμοκρασία: 10000), χρησιμοποιώντας τα προσομοιωμένα δεδομένα πελατών (simulated data) των Belloni et al. [6].

Βιβλιογραφία

- [1] F. S. Zufryden. “A conjoint measurement-based approach for optimal new product design and market segmentation”. In: *Analytic approaches to product and market planning* 100 (1977), p. 114.
- [2] P. E. Green and A. M. Krieger. “Models and heuristics for product line selection”. In: *Marketing Science* 4.1 (1985), pp. 1–19.
- [3] R. Kohli and R. Sukumar. “Heuristics for product-line design using conjoint analysis”. In: *Management Science* 36.12 (1990), pp. 1464–1478.
- [4] S. K. Nair, L. S. Thakur, and K.-W. Wen. “Near optimal solutions for product line design and selection: beam search heuristics”. In: *Management Science* 41.5 (1995), pp. 767–785.
- [5] G. Alexouda and K. Paparrizos. “A genetic algorithm approach to the product line design problem using the seller’s return criterion: An extensive comparative computational study”. In: *European Journal of Operational Research* 134.1 (2001), pp. 165–178.
- [6] A. Belloni, R. Freund, M. Selove, and D. Simester. “Optimizing product line designs: Efficient methods and comparisons”. In: *Management Science* 54.9 (2008), pp. 1544–1552.
- [7] E. Pessemier, P. Burger, R. Teach, and D. Tigert. “Using laboratory brand preference scales to predict consumer brand purchases”. In: *Management Science* 17.6 (1971), B–371.
- [8] J. Lesourne. *A theory of the individual for economic analysis*. Vol. 1. North-Holland Amsterdam, 1977.
- [9] G. Baltas and P. Doyle. “Random utility models in marketing research: a survey”. In: *Journal of Business Research* 51.2 (2001), pp. 115–125.
- [10] A. D. Shocker and V. Srinivasan. “A consumer-based methodology for the identification of new product ideas”. In: *Management Science* 20.6 (1974), pp. 921–937.
- [11] P. E. Green, J. D. Carroll, and S. M. Goldberg. “A general approach to product design optimization via conjoint analysis”. In: *The Journal of Marketing* (1981), pp. 17–37.

- [12] P. E. Green and A. M. Krieger. “Choice rules and sensitivity analysis in conjoint simulators”. In: *Journal of the Academy of Marketing Science* 16.1 (1988), pp. 114–127.
- [13] R. Kohli and R. Krishnamurti. “Optimal product design using conjoint analysis: Computational complexity and algorithms”. In: *European Journal of Operational Research* 40.2 (1989), pp. 186–195.
- [14] P. E. Green and A. M. Krieger. “An application of a product positioning model to pharmaceutical products”. In: *Marketing Science* 11.2 (1992), pp. 117–132.
- [15] P. E. Green, A. M. Krieger, and R. N. Zelnio. “A componential segmentation model with optimal product design features”. In: *Decision Sciences* 20.2 (1989), pp. 221–238.
- [16] P. Balakrishnan and V. S. Jacob. “Genetic algorithms for product design”. In: *Management Science* 42.8 (1996), pp. 1105–1117.
- [17] W. Steiner and H. Hruschka. “Genetic algorithms for product design: How well do they really work?”. In: *International Journal of Market Research* 45.2 (2003), pp. 229–240.
- [18] P. S. Balakrishnan, R. Gupta, and V. S. Jacob. “Development of hybrid genetic algorithms for product line designs”. In: *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on* 34.1 (2004), pp. 468–483.
- [19] E. Aarts and J. Lenstra. “Local search in combinatorial optimization, 1997”. In: *Wiley, Chichester [2] L. Cox, L. Ernst, Controlled Rounding, INFOR* 20 (), pp. 423–432.
- [20] G. Dobson and S. Kalish. “Heuristics for pricing and positioning a product-line using conjoint and cost data”. In: *Management Science* 39.2 (1993), pp. 160–175.
- [21] P. E. Green and A. M. Krieger. “Conjoint analysis with product-positioning applications”. In: *Handbooks in operations research and management science* 5 (1993), pp. 467–515.
- [22] R. Kohli and R. Krishnamurti. “A heuristic approach to product design”. In: *Management Science* (1987), pp. 1523–1533.
- [23] L. Shi, S. Ólafsson, and Q. Chen. “An optimization framework for product design”. In: *Management Science* 47.12 (2001), pp. 1681–1692.
- [24] D. Bertsimas and J. N. Tsitsiklis. *Introduction to linear optimization*. Vol. 6. Athena Scientific Belmont, MA, 1997.
- [25] D. P. Bertsekas. “Nonlinear programming”. In: (1999).
- [26] Ι. Μαρινάκης, Μ. Μαρινάκη, Ν. Φ. Ματσατσίνης, και Κ. Ζοπουνίδης. *Μεθευρετικοί και Εξελικτικοί Αλγόριθμοι σε Προβλήματα Διοικητικής Επιστήμης*. Κλειδάριθμος, Αθήνα, 2011.

- [27] D. Dasgupta, S. Yu, and N. S. Majumdar. “MILA?multilevel immune learning algorithm”. In: *Genetic and Evolutionary Computation?GECCO 2003*. Springer. 2003, pp. 183–194.
- [28] U. Aickelin and S. Cayzer. “The danger theory and its application to artificial immune systems”. In: *arXiv preprint arXiv:0801.3549* (2008).
- [29] J. Greensmith, U. Aickelin, and S. Cayzer. “Introducing dendritic cells as a novel immune-inspired algorithm for anomaly detection”. In: *Artificial Immune Systems*. Springer, 2005, pp. 153–167.
- [30] S. Yu and D. Dasgupta. “Conserved self pattern recognition algorithm”. In: *Artificial Immune Systems*. Springer, 2008, pp. 279–290.
- [31] E. Hart and J. Timmis. “Application areas of AIS: The past, the present and the future”. In: *Applied soft computing* 8.1 (2008), pp. 191–201.
- [32] S. Forrest, A. S. Perelson, L. Allen, and R. Cherukuri. “Self-nonspecific discrimination in a computer”. In: *null*. Ieee. 1994, p. 202.
- [33] J. D. Farmer, N. H. Packard, and A. S. Perelson. “The immune system, adaptation, and machine learning”. In: *Physica D: Nonlinear Phenomena* 22.1 (1986), pp. 187–204.
- [34] Y. Ishida. “Fully distributed diagnosis by PDP learning algorithm: towards immune network PDP model”. In: *Neural Networks, 1990., 1990 IJCNN International Joint Conference on*. IEEE. 1990, pp. 777–782.
- [35] J. Timmis, M. Neal, and J. Hunt. “An artificial immune system for data analysis”. In: *Biosystems* 55.1 (2000), pp. 143–150.
- [36] L. N. De Castro and F. J. Von Zuben. “The clonal selection algorithm with engineering applications”. In: *Proceedings of GECCO*. Vol. 2000. 2000, pp. 36–39.
- [37] S. M. Garrett. “How do we evaluate artificial immune systems?”. In: *Evolutionary computation* 13.2 (2005), pp. 145–177.
- [38] J. Kim, P. J. Bentley, U. Aickelin, J. Greensmith, G. Tedesco, and J. Twycross. “Immune system approaches to intrusion detection—a review”. In: *Natural computing* 6.4 (2007), pp. 413–466.
- [39] F. Freschi, C. A. C. Coello, and M. Repetto. “Multiobjective optimization and artificial immune systems: a review”. In: *Handbook of Research on Artificial Immune Systems and Natural Computing: Applying Complex Adaptive Technologies* 4 (2009), pp. 1–21.
- [40] D. Dasgupta, S. Yu, and F. Nino. “Recent advances in artificial immune systems: models and applications”. In: *Applied Soft Computing* 11.2 (2011), pp. 1574–1587.

- [41] F. Campelo, F. G. Guimarães, H. Igarashi, J. Ramírez, S. Noguchi, et al. “A modified immune network algorithm for multimodal electromagnetic problems”. In: *Magnetics, IEEE Transactions on* 42.4 (2006), pp. 1111–1114.
- [42] A. Kalinli and N. Karaboga. “Artificial immune algorithm for IIR filter design”. In: *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 18.8 (2005), pp. 919–929.
- [43] Z.-J. Lee, C.-Y. Lee, and S.-F. Su. “An immunity-based ant colony optimization algorithm for solving weapon–target assignment problem”. In: *Applied Soft Computing* 2.1 (2002), pp. 39–47.
- [44] Y. Zhong, L. Zhang, B. Huang, and P. Li. “An unsupervised artificial immune classifier for multi/hyperspectral remote sensing imagery”. In: *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* 44.2 (2006), pp. 420–431.
- [45] M.-C. Su, Y.-S. Yang, J. Lee, and G.-D. Chen. “A neuro-fuzzy approach for compensating color backlight images”. In: *Neural processing letters* 23.3 (2006), pp. 273–287.
- [46] B. H. Ulutas and S. Kulturel-Konak. “A review of clonal selection algorithm and its applications”. In: *Artificial Intelligence Review* 36.2 (2011), pp. 117–138.
- [47] O. Nasraoui, C. Rojas, and C. Cardona. “A framework for mining evolving trends in web data streams using dynamic learning and retrospective validation”. In: *Computer Networks* 50.10 (2006), pp. 1488–1512.
- [48] L. N. De Castro and F. J. Von Zuben. “Learning and optimization using the clonal selection principle”. In: *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on* 6.3 (2002), pp. 239–251.
- [49] V. Cutello, G. Nicosia, and M. Pavone. “Exploring the Capability of Immune Algorithms: A Characterization of Hypermutation Operators”. In: *Artificial Immune Systems*. Ed. by G. Nicosia, V. Cutello, P. Bentley, and J. Timmis. Vol. 3239. Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin Heidelberg, 2004, pp. 263–276. ISBN: 978-3-540-23097-7.
- [50] V. Cutello, G. Narzisi, G. Nicosia, and M. Pavone. “Clonal Selection Algorithms: A Comparative Case Study Using Effective Mutation Potentials”. In: *Artificial Immune Systems*. Ed. by C. Jacob, M. Pilat, P. Bentley, and J. Timmis. Vol. 3627. Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin Heidelberg, 2005, pp. 13–28. ISBN: 978-3-540-28175-7.
- [51] M. Pavone, G. Narzisi, and G. Nicosia. “Clonal selection: an immunological algorithm for global optimization over continuous spaces”. In: *Journal of Global Optimization* 53.4 (2012), pp. 769–808.

- [52] O. Engin and A. Döyen. “A new approach to solve hybrid flow shop scheduling problems by artificial immune system”. In: *Future generation computer systems* 20.6 (2004), pp. 1083–1095.
- [53] V. Cutello, G. Nicosia, and P. S. Oliveto. “Analysis of an evolutionary algorithm with hypermacromutation and stop at first constructive mutation heuristic for solving trap functions”. In: *Proceedings of the 2006 ACM symposium on Applied computing*. ACM. 2006, pp. 945–949.
- [54] J. Kelsey and J. Timmis. “Immune inspired somatic contiguous hypermutation for function optimisation”. In: *Genetic and Evolutionary Computation-GECCO 2003*. Springer. 2003, pp. 207–218.
- [55] L. N. de Castro and J. Timmis. “An artificial immune network for multimodal function optimization”. In: *Evolutionary Computation, 2002. CEC’02. Proceedings of the 2002 Congress on*. Vol. 1. IEEE. 2002, pp. 699–704.
- [56] C. Zarges. “Theoretical foundations of artificial immune systems”. PhD thesis. Dortmund, Technische Universität, Diss., 2011, 2011.
- [57] C. W. Ahn and R. S. Ramakrishna. “Elitism-based compact genetic algorithms”. In: *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on* 7.4 (2003), pp. 367–385.
- [58] O. Toubia, D. I. Simester, J. R. Hauser, and E. Dahan. “Fast polyhedral adaptive conjoint estimation”. In: *Marketing Science* 22.3 (2003), pp. 273–303.
- [59] S. Tsafarakis, Y. Marinakis, and N. Matsatsinis. “Particle swarm optimization for optimal product line design”. In: *International Journal of Research in Marketing* 28.1 (2011), pp. 13–22.
- [60] C. Saridakis, S. Tsafarakis, P. Delias, G. Baltas, and N. Matsatsinis. “Optimizing differentiation and commonality levels among models in car line-ups: An empirical application of a nature-inspired heuristic mechanism”. In: *Expert Systems with Applications* 42.5 (2015), pp. 2323–2335.