

ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ



Μεταπτυχιακό Πρόγραμμα Σπουδών στην Επιχειρησιακή Έρευνα

Θέμα Εργασίας : Χωροθέτηση Εγκαταστάσεων Απλής Ανάθεσης με Περιορισμούς Χωρητικότητας με τον Αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Ζευγαρώματος Μελισσών



Επιβλέπων : Λέκτορας Ιωάννης Μαρινάκης
Μεταπτυχιακός Φοιτητής : Σταύρος Ψιμούλης

Χανιά, 2012

Σκοπός της εργασίας

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η επίλυση του προβλήματος Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων Απλής Ανάθεσης με Περιορισμούς Χωρητικότητας (SSCFLP), χρησιμοποιώντας τον Αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Ζευγαρώματος Μελισσών (HBMA). Εξαιτίας της πρόσφατης ανάπτυξης των Συστημάτων Νοημοσύνης Σμήνους, οι προσπάθειες των ερευνητών για την επίλυση του SSCFLP από τον μεθευρετικό αλγόριθμο HBMA είναι ελάχιστες αλλά κρίνονται απαραίτητες οι οποιεσδήποτε επεκτάσεις, τόσο σε θέματα χωροθέτησης όσο και σε θέματα αλγορίθμων που βασίζονται στη νοημοσύνη σμήνους.

Στην προσπάθεια αυτή, στοχεύει να συμβάλει και η παρούσα εργασία με την ανάπτυξη μιας κατάλληλης μεθόδου, με σκοπό την αποτελεσματική αλλά και ανταγωνιστική επίλυση προβλημάτων χωροθέτησης.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου κ. Μαρινάκη Ιωάννη για τη βοήθεια και την κατανόηση του κατά τη διάρκεια εκπόνησης της εργασίας μου. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω μέσα από την καρδιά μου τους γονείς μου για την αμέριστη υποστήριξη που μου έδειξαν κατά τη διάρκεια των σπουδών μου και ιδιαίτερα τον αδερφό μου, Γιώργο.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Μέρος Α. Χωροθέτηση Εγκαταστάσεων

Κεφάλαιο 1. Εισαγωγή στα Logistics

1.1. Προέλευση των Logistics.....	8
1.2. Ο ρόλος των Logistics στις στρατιωτικές επιχειρήσεις.....	8
1.3. Logistics και εταιρίες.....	10

Κεφάλαιο 2. Χωροθέτηση Εγκαταστάσεων

2.1. Χαρακτηριστικά Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων.....	13
2.2. Κατηγοριοποίηση προβλημάτων Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων.....	14
2.3. Εφαρμογές Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων.....	19

Κεφάλαιο 3. Μοντελοποίηση Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων

3.1. Χωροθέτηση χωρίς περιορισμούς χωρητικότητας (UFLP).....	23
3.2. Χωροθέτηση με περιορισμούς χωρητικότητας (CFLP).....	25
3.2.1. Χωροθέτηση με απλή ανάθεση (SSCFLP).....	25
3.2.2. Χωροθέτηση με πολλαπλή ανάθεση (MSCFLP).....	27

Κεφάλαιο 4. Βιβλιογραφική επισκόπηση επίλυσης των SSCFLP

4.1. Ευρετικοί Αλγόριθμοι.....	30
4.1.1 Ευρετικοί κατά Lagrange (Lagrange Heuristics).....	31
4.2. Μεθευρετικοί Αλγόριθμοι.....	36
4.2.1. Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms).....	38

Μέρος Β. Νοημοσύνη Σμήνους και Γενετικοί Αλγόριθμοι

Κεφάλαιο 5. Νοημοσύνη Σμήνους και Γενετικοί Αλγόριθμοι

5.1. Νοημοσύνη σμήνους.....	41
-----------------------------	----

5.2. Γενετικοί Αλγόριθμοι.....	45
5.2.1. Ιστορικά Γενετικών Αλγορίθμων.....	46
5.2.2. Λειτουργία Γενετικών Αλγορίθμων.....	46

Κεφάλαιο 6. Αλγόριθμος Ζευγαρώματος Μελισσών.....	53
--	-----------

Μέρος Γ. Μελέτη Περίπτωσης

Κεφάλαιο 7. Παρουσίαση Αλγορίθμων.....	60
Κεφάλαιο 8. Αποτελέσματα-Συγκρίσεις.....	66
Κεφάλαιο 9. Συμπεράσματα.....	129
Βιβλιογραφία.....	131

Εισαγωγή

Η παρούσα Διπλωματική Εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια του Μεταπτυχιακού Προγράμματος Σπουδών στην Επιχειρησιακή Έρευνα του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης υπό την επίβλεψη του Λέκτορα κυρίου Ιωάννη Μαρινάκη.

Όπως φανερώνει ο τίτλος της εργασίας, κύριο αντικείμενο της είναι η χωροθέτηση εγκαταστάσεων στην περίπτωση μιας εταιρίας που ασχολείται με τη μεταφορά προϊόντων με σκοπό την ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους μεταφοράς και τη μεγιστοποίηση των κερδών της. Στόχος είναι να βρεθούν οι κατάλληλες θέσεις εγκατάστασης ενδιάμεσων κόμβων, σταθμών μεταφόρτωσης, μεταξύ των κόμβων παραγωγής και των κόμβων ζήτησης με αποτέλεσμα τη βελτιστοποίηση της διαδικασίας. Με την κατάλληλη μαθηματική μοντελοποίηση του προβλήματος η βελτιστοποίηση θα υλοποιηθεί με τον αλγόριθμο ζευγαρώματος των μελισσών (Honey Bees Mating Algorithm).

Στο Μέρος Α παρουσιάζονται γενικά στοιχεία που αφορούν τον κλάδο της χωροθέτησης, όπως τα χαρακτηριστικά τέτοιων μοντέλων, διάφοροι τρόποι κατηγοριοποίησης και μερικά από τα πεδία εφαρμογής τους. Στη συνέχεια, στο κεφάλαιο 3, ακολουθεί μια μαθηματική μοντελοποίηση των προβλημάτων χωροθέτησης χωρίς περιορισμούς χωρητικότητας (UFLP), με περιορισμούς χωρητικότητας (CFLP), απλής (SSCFLP) και πολλαπλής ανάθεσης (MSCFLP). Στο κεφάλαιο 4, γίνεται μια βιβλιογραφική ανασκόπηση της επίλυσης προβλημάτων απλής ανάθεσης τόσο με Ευρετικές όσο και με Μεθευρετικές μεθόδους.

Το Μέρος Β περιλαμβάνει την περιγραφή των συστημάτων Νοημοσύνης Σμήνους των Γενετικών Αλγορίθμων και του Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Ζευγαρώματος Μελισσών. Όπως περιγράφεται στο κεφάλαιο 6, ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Ζευγαρώματος Μελισσών μιμείται τη διαδικασία που ακολουθούν οι μέλισσες κατά τη διάρκεια της

αναπαραγωγής τους. Η βασίλισσα της κυψέλης, η οποία θεωρείται και η καλύτερη λύση, εκτελεί την πτήση ζευγαρώματος μακριά από τη φωλιά, κατά τη διάρκεια της οποίας οι κηφήνες ακολουθούν τη βασίλισσα, με σκοπό να ζευγαρώσουν μαζί της. Στη συνέχεια, η βασίλισσα συνδυάζει το γονότυπο της με κάποιο συνδυασμό από τα χαρακτηριστικά των κηφήνων που έχει ζευγαρώσει, με αποτέλεσμα να οδηγηθούμε σε κάποιον απόγονο ο οποίος έχει καλύτερα χαρακτηριστικά από την βασίλισσα και να την αντικαταστήσει.

Στο Μέρος Γ αναπτύσσεται το προγραμματιστικό κομμάτι της εργασίας στο οποίο παρουσιάζεται η δημιουργία κώδικα στη γλώσσα προγραμματισμού Matlab του Γενετικού Αλγόριθμου και του Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Ζευγαρώματος Μελισσών, με σκοπό τη μεταξύ τους σύγκριση και την απόδειξη της υπεροχής του HBMA έναντι του Γενετικού. Για την ορθότητα των αποτελεσμάτων εξετάστηκαν 120 διαφορετικά σενάρια με το αρχικό σενάριο να περιλαμβάνει 10 αποθήκες με 25 πελάτες και το πιο απαιτητικό σενάριο με 50 αποθήκες και 500 πελάτες.

Κεφάλαιο 1. Εισαγωγή στα Logistics

1.1. Προέλευση των Logistics

Ο όρος “Logistics” προέρχεται από την ελληνική λέξη “Λογιστική” και χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά από τον αυτοκράτορα Λέοντα το Σοφό για να αναφερθεί στη μέριμνα για την εξασφάλιση ρουχισμού, τροφίμων και πολεμοφοδίων για τον στρατό (Σιφνιώτης, 1997).

Μια διαφορετική προσέγγιση που προτείνουν οι Langevin and Riopel (2005), για τον προσδιορισμό του όρου Logistics, είναι ότι προέρχεται από το γαλλικό logis, ουσιαστικό του ρήματος loger, που σημαίνει: διαμένω, παρέχω κατάλυμα, στεγάζω. Στα ελληνικά, η καλύτερη απόδοση του όρου Logistics είναι, Εφοδιαστική.

1.2. Ο ρόλος των Logistics στις στρατιωτικές επιχειρήσεις

Τα Logistics πρωτοεμφανίστηκαν στα πεδία μάχης για να περιγράψουν την επιστήμη της μετακίνησης, την παροχή αλλά και συντήρηση των στρατιωτικών δυνάμεων στο πεδίο μάχης (Cartledge, 2004). Το αγγλικό λεξικό της Οξφόρδης ορίζει τον όρο logistics ως, «ο κλάδος της στρατιωτικής επιστήμης που πραγματεύεται την προμήθεια, τη συντήρηση και τη μεταφορά του εξοπλισμού, του προσωπικού καθώς και των εγκαταστάσεων». Στη στρατιωτική επιστήμη, σύμφωνα με τους Ghiani et. al. (2004), η Εφοδιαστική περιγράφει τον ανεφοδιασμό των στρατευμάτων με τρόφιμα, πυρομαχικά, εξοπλισμό και ανταλλακτικά, καθώς επίσης και τη μεταφορά των ίδιων των στρατευμάτων από περιοχή σε περιοχή. Στις αρχαίες ελληνικές, ρωμαϊκές και βυζαντινές αυτοκρατορίες, οι ανώτεροι στρατιωτικοί υπάλληλοι με τον τίτλο “Logistikas”, ήταν οι αρμόδιοι για τα οικονομικά θέματα καθώς και για τον ανεφοδιασμό.

Ο Μέγας Αλέξανδρος (356π.Χ.-323π.Χ.), αναφέρεται ως, ο πρώτος Logistician, αφού κατάφερε σε μεγάλο γεωγραφικό πλάτος να μετακινεί αλλά και να εφοδιάζει με επιτυχία το στρατό του. Οι τακτικές μετακίνησης καθώς και ο τρόπος εφοδιασμού του Μακεδονικού

στρατού αποτέλεσαν πρότυπο για όλους τους σύγχρονους στρατηλάτες από το Ναπολέοντα μέχρι τον Rommel (Β΄ Παγκόσμιος πόλεμος) και τον Schwarzkopf (πόλεμος του Κόλπου 1990). Παρά το περιορισμένο οδικό δίκτυο και τα πρωτόγονα μέσα μεταφοράς ο Μέγας Αλέξανδρος κατόρθωσε έγκαιρα να αντιμετωπίσει τις ανάγκες του στρατεύματός του σε τρόφιμα και εφόδια (Engels, 1978). Μια από τις σημαντικότερες στρατηγικές καινοτομίες του ήταν ο διαχωρισμός του στρατεύματος του σε μικρότερες μονάδες, οι οποίες μετακινούνταν μέσω διαφορετικών διαδρομών για να φτάσουν στον κοινό τόπο συνάντησης. Κάθε μονάδα ήταν υπεύθυνη για την εξεύρεση προμηθειών κατά την διάρκεια της πορείας της και με τον τρόπο αυτό δεν εξαντλούσε τις προμήθειες και τα τρόφιμα των περιοχών που διέσχιζε.

Παράλληλα, εκπαίδευσε τους οπλίτες να μεταφέρουν οι ίδιοι ολόκληρο τον εξοπλισμό τους και ένας μέρος των εφοδίων συντήρησης, έτσι ώστε να επιτευχθεί αύξηση της ταχύτητας κατά τη μετακίνηση. Για το σκοπό αυτό απαγόρευσε, κατά την πορεία το στράτευμα να ακολουθείται από υπηρέτες, γυναίκες, βραδυκίνητες άμαξες, βοοειδή και περιττές αποσκευές. Τα κύρια μεταφορικά μέσα που χρησιμοποίησε ήταν άλογα, μουλάρια και καμήλες (Cartledge, 2004). Ταυτόχρονα, χρησιμοποιούσε πλοία τα οποία για την εύκολη μεταφορά τους στην ξηρά αποσυναρμολογούνταν και στη συνέχεια μεταφέρονταν στον πλησιέστερο ποταμό απ' όπου και συνεχιζόταν η μεταφορά εφοδίων σε ακόμα πιο απομακρυσμένα μέρη (Bose, 2003).

Στο Β΄ Παγκόσμιο Πόλεμο οι υπηρεσίες των logistics χρησιμοποιήθηκαν κατά κόρον. Οι εχθροπραξίες ανάμεσα στις αντίπαλες δυνάμεις καταλάμβαναν μεγάλες γεωγραφικές εκτάσεις, πράγμα που σήμαινε ότι καθημερινά ένας μεγάλος αριθμός στρατιωτών, εξοπλισμών και καταυλισμών θα έπρεπε να μετακινείται. Επιπρόσθετα, μαζί με το ανθρώπινο δυναμικό θα έπρεπε να πραγματοποιείται εφοδιασμός ρούχων, τροφίμων και πολεμοφοδίων. Αντίστοιχα, στον πόλεμο του Κόλπου στο Ιράκ (1990-1991), τα logistics έπαιξαν καθοριστικό ρόλο, αφού περιλάμβαναν την μετακίνηση εκατοντάδων χιλιάδων στρατιωτών

σε πολύ μικρά χρονικά διαστήματα σε περιοχές όπου οι μετακινήσεις γίνονταν αρκετά δύσκολα, εξαιτίας των ανύπαρκτων μεταφορικών υποδομών. Σε κάθε προορισμό έπρεπε να δημιουργηθούν εκ νέου καταλύματα και αποθηκευτικοί χώροι για τα πολεμοφόδια, τα τρόφιμα, το νερό και τα φάρμακα.

Τα Logistics πλέον, δεν αποτελούν αποκλειστικό εργαλείο του στρατού και των στρατιωτικών επιχειρήσεων. Αντίθετα, χρησιμοποιούνται καθημερινά σε ιδιωτικές επιχειρήσεις, στο δημόσιο τομέα με αποτέλεσμα να αποτελούν αναπόσπαστο κομμάτι της καθημερινότητας μας.

1.3. Logistics και εταιρίες

Το Συμβούλιο Διαχείρισης Εφοδιαστικής (Council of Logistics Management), όπως αναφέρουν οι Brandimarte and Zotteri (2007), χρησιμοποιεί τον όρο logistics management για να περιγράψει:

« Τη διαδικασία σχεδιασμού, υλοποίησης και ελέγχου της αποδοτικής ροής των πρώτων υλών, της επαρκούς αποθήκευσης αγαθών, υπηρεσιών και σχετικής πληροφόρησης στη χρονική περίοδο μεταξύ του σημείου προέλευσης και του σημείου κατανάλωσης, με σκοπό την ικανοποίηση των απαιτήσεων των καταναλωτών».

Η μετεξέλιξη της Εφοδιαστικής σαν επιστήμη ξεκίνησε στις αρχές τις δεκαετίας του 1970. Οι κύριοι παράγοντες που συντέλεσαν στην ανάπτυξη της, είναι η παγκοσμιοποίηση των αγορών και η ανάπτυξη του μεταφορικού συστήματος. Την ίδια περίοδο, η δημιουργία της Ευρωπαϊκής Κοινότητας συντέλεσε αποτελεσματικά στην απελευθέρωση του διεθνούς εμπορίου κάνοντας σημαντικά βήματα για την ενοποίηση της αγοράς της. Αξιόλογη είναι και η συμβολή των ηλεκτρονικών υπολογιστών, με την ανάπτυξη τεράστιων υπολογιστικών συστημάτων (mainframes) τη δεκαετία του 1970. Επίσης, η ανάγκη αυτής της εξέλιξης προήλθε από την παγκοσμιοποίηση των αγορών και τις ανταγωνιστικές συνθήκες μεταξύ των

επιχειρήσεων στο να παράγουν ανταγωνιστικά προϊόντα. Οι βασικοί τομείς των logistics είναι η διοίκηση, ο στρατηγικός σχεδιασμός της επιχείρησης, η βέλτιστη αξιοποίηση των έμψυχων (ανθρώπινων) και των άψυχων (υλικών) πόρων της, η παραγωγή, η τυποποίηση, η αποθήκευση και η διάθεση των αγαθών, από την παραγωγή μέχρι το τελικό προϊόν στο ράφι. Θεωρητικά ο κλάδος της Εφοδιαστικής αποσκοπεί στην παραγωγή προϊόντων με όσο το δυνατόν χαμηλότερο κόστος, στη διατήρηση των προϊόντων με τον καλύτερο δυνατό τρόπο, στην πλήρη αξιοποίηση των υλικών μέσων της επιχείρησης, στη μεταφορά των προϊόντων με το χαμηλότερο δυνατό κόστος και τις μικρότερες δυνατές καθυστερήσεις και τελικά στην επίτευξη κερδοφορίας για την επιχείρηση χωρίς να παραβλέπεται το όφελος του καταναλωτή. Κατηγοριοποιώντας τα προβλήματα της Εφοδιαστικής, προκύπτουν οι παρακάτω κατηγορίες για τις οποίες έχουν αναπτυχθεί μέθοδοι και μοντέλα επίλυσης:

- 1) Προβλήματα χωροθέτησης εγκαταστάσεων, αποθηκευτικών χώρων και κέντρων διανομής.
- 2) Προβλήματα επιλογής διαδρομής οχημάτων (Vehicle Routing Problems).
- 3) Προβλήματα σχεδιασμού δρομολογίων οχημάτων (Vehicle Scheduling Problems).
- 4) Προβλήματα ταυτόχρονης επιλογής διαδρομής και σχεδιασμού δρομολογίων οχημάτων (Vehicle Routing and Scheduling Problems).
- 5) Πρόβλημα Μεταφοράς (Transportation Problem).
- 6) Πρόβλημα Συντομότερου Δρόμου (Shortest Path).

Στο πλαίσιο της διπλωματικής εργασίας, γίνεται μια προσπάθεια επίλυσης του Προβλήματος Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων Περιορισμένης Χωρητικότητας με Απλή Ανάθεση (Single Source Capacitated Facility Location Problem). Το συγκεκριμένο πρόβλημα ανήκει στην κατηγορία Προβλημάτων Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων (Facility Location Problem). Στο

Κεφάλαιο 2 που ακολουθεί, παρουσιάζονται τα χαρακτηριστικά των προβλημάτων χωροθέτησης, η κατηγοριοποίηση τους σύμφωνα με κάποιες ιδιότητες καθώς και τα κυριότερα πεδία εφαρμογής τους.

Κεφάλαιο 2. Χωροθέτηση Εγκαταστάσεων

Η χωροθέτηση εγκαταστάσεων (Facility Location), ή αλλιώς ανάλυση χωροθέτησης (Location Analysis), είναι ένας κλάδος της Επιχειρησιακής Έρευνας (Operational Research), που σχετίζεται με τη μαθηματική μοντελοποίηση και επίλυση προβλημάτων σχετικά με τη βέλτιστη τοποθέτηση κέντρων παροχής υπηρεσιών σε ένα περιβάλλον, προκειμένου να εξυπηρετηθεί ένα σύνολο πελατών. Ο τρόπος με τον οποίο θα πραγματοποιηθεί η τοποθέτηση των εγκαταστάσεων εξυπηρέτησης αποσκοπεί στην ελαχιστοποίηση του κόστους εγκατάστασης και στη μεγιστοποίηση του κέρδους της εταιρίας.

2.1. Χαρακτηριστικά Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων

Το πρόβλημα χωροθέτησης εγκαταστάσεων (Facility Location Problem) αποτελεί ένα σύννηθες, συνδυαστικό πρόβλημα βελτιστοποίησης που χρησιμοποιείται για να προσδιοριστεί το πλήθος και η θέση ενός συνόλου εγκαταστάσεων και στη συνέχεια να αναθέσει τους πελάτες σε αυτές κατά τέτοιο τρόπο ώστε, να ικανοποιείται η ζήτηση των πελατών και ταυτόχρονα να ελαχιστοποιείται το συνολικό κόστος.

Αναλυτικότερα, οι ReVelle and Eiselt (2005) περιγράφουν τρία βασικά χαρακτηριστικά που προκύπτουν από τον ορισμό της χωροθέτησης και τα οποία περιγράφουν το πρόβλημα της χωροθέτησης: ο χώρος/περιβάλλον (space), οι μονάδες (facilities) και οι πελάτες (customers).

Οι πελάτες ή αλλιώς σημεία ζήτησης (demand points) είναι τοποθετημένοι σε μια περιοχή και παρουσιάζουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά. Αποτελούν, την αιτία για την επίλυση προβλημάτων χωροθέτησης αφού είναι εκείνοι για τους οποίους η βέλτιστη χωροθέτηση εγκαταστάσεων θα ικανοποιεί τις απαιτήσεις τους.

Οι μονάδες, εγκαταστάσεις, κέντρα παροχής υπηρεσιών, (facilities) είναι τα σημεία εκείνα που πρέπει να χωροθετηθούν. Ανάλογα με τη φύση των προβλημάτων εξετάζουμε για το

άνοιγμα ή κλείσιμο εγκαταστάσεων. Επίσης, ο αριθμός των μονάδων που θα χωροθετηθούν είναι πιθανό να είναι αρχικά άγνωστος και εξαρτάται ενδογενώς από τους αντικειμενικούς σκοπούς του μοντέλου. Ένα άλλο βασικό γνώρισμα των εγκαταστάσεων είναι ο βαθμός προσφοράς τους, δηλαδή κατά πόσο προσφέρουν στους πελάτες. Έτσι κάθε μονάδα χαρακτηρίζεται από την χωρητικότητα της, η οποία μπορεί να είναι περιορισμένη ή απεριόριστη.

Ο χώρος ή το περιβάλλον (space) αποτελεί μια τοποθεσία σε ένα γεωγραφικό χώρο, στην οποία βρίσκονται οι πελάτες, αλλά και στην οποία θα τοποθετηθούν οι μονάδες. Οι πιθανές θέσεις στις οποίες μπορούν να τοποθετηθούν οι μονάδες αποτελούν υποσύνολα του χώρου.

Συνοψίζοντας, κατά την επίλυση ενός προβλήματος χωροθέτησης εξετάζουμε σε ποία υποσύνολα του χώρου θα τοποθετηθούν οι μονάδες έτσι ώστε να εξασφαλιστεί κατά τον καλύτερο πιθανό τρόπο μια επιτυχημένη παροχή υπηρεσιών στους διαθέσιμους πελάτες αλλά ταυτόχρονα με το χαμηλότερο κόστος.

2.2. Κατηγοριοποίηση προβλημάτων Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων

Τα προβλήματα χωροθέτησης μπορούν να ταξινομηθούν σύμφωνα με τους στόχους τους, τους περιορισμούς, τις λύσεις και άλλες ιδιότητες (Klose and Drex1, 2004). Στη συνέχεια, παρουσιάζονται ορισμένα από τα πιο κοινά κριτήρια που χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση των παραδοσιακών μοντέλων χωροθέτησης.

Τοπολογικά χαρακτηριστικά

Η τοπογραφία του συνόλου των πιθανών θέσεων εγκατάστασης χωροθέτησης και των σημείων ζήτησης, αποτελεί ένα από τα σημαντικά χαρακτηριστικά ανάμεσα στα μοντέλα χωροθέτησης. Τα τοπολογικά χαρακτηριστικά των μοντέλων χωροθέτησης καθορίζουν τον τρόπο με τον οποίο αναπαρίσταται η εφικτή περιοχή του προβλήματος καθώς επίσης και ο

τρόπος επίλυσης τους. Έτσι, έχουμε επίπεδα μοντέλα χωροθέτησης, χωροθέτηση δικτύων και προβλήματα διακριτής χωροθέτησης.

Στα επίπεδα μοντέλα χωροθέτησης, η εφικτή περιοχή περιγράφεται από ένα διάστημα και οι μεταβλητές απόφασης είναι πραγματικοί αριθμοί. Τα σημεία ζήτησης και οι πιθανές θέσεις χωροθέτησης των εγκαταστάσεων μπορούν να εμφανίζονται οπουδήποτε στο επίπεδο. Συχνά τα μοντέλα αυτά χρησιμοποιούν μια χωρικά κατανεμημένη κατανομή πιθανότητας, η οποία δίνει την πιθανότητα η ζήτηση να εμφανιστεί σε οποιοδήποτε δεδομένο επίπεδο. Για την επίλυση τέτοιων προβλημάτων χρησιμοποιούνται κυρίως μέθοδοι γεωμετρικής προσέγγισης, κυρτή ανάλυση και μη γραμμικός προγραμματισμός.

Σε αντίθεση με τα επίπεδα μοντέλα χωροθέτησης, ένας μεγάλος αριθμός προβλημάτων αφορά κατά κύριο λόγο προβλήματα χωροθέτησης δικτύων, στα οποία τα σημεία ζήτησης και οι πιθανές θέσεις εγκατάστασης μπορούν να εμφανίζονται μόνο στους κόμβους ή τα τόξα ενός δικτύου. Εδώ ανήκουν και τα περισσότερα πραγματικά προβλήματα καθώς τις περισσότερες φορές η επιλογή πραγματοποιείται μεταξύ συγκεκριμένων θέσεων, εξαιτίας οικονομικών, φυσικών, τεχνητών περιορισμών και εμποδίων στο χώρο. Στην κατηγορία των προβλημάτων χωροθέτησης δικτύων, ανάλογα με το πρόβλημα που προκύπτει, η εφικτή περιοχή μπορεί να αναπαρίσταται με τη μορφή ενός δέντρου ή ενός πιο γενικευμένου γραφήματος. Τα προβλήματα αυτά αναζητούν, ανάμεσα από ένα πεπερασμένο σύνολο εναλλακτικών θέσεων εγκατάστασης, τον προσδιορισμό θέσεων εγκατάστασης και την περιοχή ευθύνης της κάθε εγκατάστασης με σκοπό την εξυπηρέτηση της ζήτησης. Τέτοιου είδους προβλήματα λύνονται με τη βοήθεια του ακέραιου προγραμματισμού.

Τέλος, τα προβλήματα διακριτής χωροθέτησης επιτρέπουν την αυθαίρετη απόσταση ανάμεσα στους κόμβους. Σε αυτές τις περιπτώσεις, συνήθως η λύση επιτυγχάνεται με μεθόδους του μεικτού ακέραιου προγραμματισμού.

Στόχοι

Μια ακόμα σημαντική κατηγοριοποίηση των προβλημάτων χωροθέτησης μπορεί επίσης να γίνει ανάλογα με την επίτευξη των στόχων που αποσκοπεί το κάθε πρόβλημα. Για το λόγο αυτό, παρουσιάζονται προβλήματα επικάλυψης, προβλήματα μέγιστης κάλυψης, προβλήματα p -κέντρων και προβλήματα p -μέσων.

Το πρόβλημα επικάλυψης (covering problem) χρησιμοποιείται για να βρεθεί ο ελάχιστος αριθμός των κέντρων παροχής υπηρεσιών, από ένα πεπερασμένο σύνολο υποψήφιων εγκαταστάσεων, έτσι ώστε κάθε σημείο ζήτησης να καλύπτεται από μια εγκατάσταση. Για κάθε σημείο ζήτησης θα πρέπει να υπάρχει μια εγκατάσταση, στην οποία και θα καταχωρείται το σημείο αυτό, έτσι ώστε η μεταξύ τους απόσταση να μην υπερβαίνει μια αρχικά προκαθορισμένη απόσταση (απόσταση κάλυψης), η οποία μετριέται σε μονάδες απόστασης ή χρόνου.

Ένα σημαντικό πρόβλημα που προκύπτει στην επίλυση ενός προβλήματος κάλυψης είναι ότι ο αριθμός των πιθανών εγκαταστάσεων χωροθέτησης ενδέχεται να μην επαρκεί για να καλυφθεί η συνολική ζήτηση των σημείων ζήτησης. Επίσης, το πρόβλημα κάλυψης αντιμετωπίζει όλα τα σημεία ζήτησης ισοδύναμα. Είναι φανερό λοιπόν ότι, σε συγκεκριμένες περιπτώσεις το πρόβλημα κάλυψης δεν ανταποκρίνεται επιτυχώς στην πραγματικότητα.

Το πρόβλημα μέγιστης κάλυψης (maximum covering problem) ενσωματώνει τις παραπάνω προϋποθέσεις και χρησιμοποιείται κυρίως, για την χωροθέτηση ενός προκαθορισμένου πλήθους κέντρων παροχής υπηρεσιών, έτσι ώστε να καλύπτονται όσο το δυνατόν περισσότερα σημεία ζήτησης.

Στο πρόβλημα κάλυψης ζητείται να βρεθεί ο ελάχιστος αριθμός εγκαταστάσεων, έτσι ώστε να ικανοποιείται η ζήτηση καθορίζοντας από την αρχή μια συγκεκριμένη απόσταση κάλυψης. Έχει διαπιστωθεί ότι, στις περιπτώσεις που η απόσταση κάλυψης καθορίζεται εξωτερικά,

τότε ο αριθμός εγκαταστάσεων που χρειάζονται για να καλυφθεί η ζήτηση είναι αρκετά μεγάλος.

Μια διαφορετική προσέγγιση του προβλήματος κάλυψης για να αποφευχθούν τα προβλήματα που δημιουργούνται από αυτό είναι το πρόβλημα p -κέντρων (p -center). Επομένως, το πρόβλημα p -κέντρων ή αλλιώς πρόβλημα minimax ελαχιστοποιεί την απόσταση κάλυψης έτσι ώστε κάθε κόμβος ζήτησης να καλύπτεται από την εσωτερικά καθορισμένη απόσταση. Διαφορετικά, το πρόβλημα p -κέντρων χρησιμοποιείται για την ελαχιστοποίηση της μέγιστης απόστασης ανάμεσα σε ένα σημείο ζήτησης και την κοντινότερη σε αυτό εγκατάσταση.

Τα παραπάνω προβλήματα προϋποθέτουν ότι ο πελάτης θα καταχωρηθεί σε μια εγκατάσταση αν και μόνο αν βρίσκεται μέσα στην απόσταση κάλυψης από την εγκατάσταση. Με τον τρόπο αυτό το κέρδος ή το κόστος δεν λαμβάνεται υπόψη σαν κύριος παράγοντας μεγιστοποίησης ή ελαχιστοποίησης αντίστοιχα.

Το πρόβλημα p -μέσων (p -median) ή αλλιώς πρόβλημα minisum χωροθετεί τις εγκαταστάσεις στο δίκτυο, έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται το συνολικό κόστος μεταφοράς ανάμεσα στους πελάτες και τις κοντινότερες εγκαταστάσεις από τις οποίες εξυπηρετείται το κάθε σημείο ζήτησης.

Τα προβλήματα p -κέντρων, χρησιμοποιούνται συνήθως στο δημόσιο τομέα για να περιγράψουν την χωροθέτηση των εγκαταστάσεων όπως νοσοκομεία, ταχυδρομεία, σχολεία και σταθμοί πυρκαγιάς. Στον ιδιωτικό τομέα, κατά κύριο λόγο, χρησιμοποιούνται τα προβλήματα p -μέσων, βελτιστοποιώντας τα κέρδη με άμεση συνέπεια την αύξηση του ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος των επιχειρήσεων.

Μέθοδοι επίλυσης

Οι διαφορετικές μέθοδοι επίλυσης οδηγούν σε μοντέλα βελτιστοποίησης και σε περιγραφικά μοντέλα. Τα μοντέλα βελτιστοποίησης χρησιμοποιούν μαθηματικές προσεγγίσεις όπως ο

γραμμικός προγραμματισμός ή ο ακέραιος προγραμματισμός για να αναζητήσουν τις εναλλακτικές λύσεις. Αντίθετα, τα περιγραφικά μοντέλα χρησιμοποιούν τη μέθοδο της προσομοίωσης.

Χαρακτηριστικά των εγκαταστάσεων

Επίσης, τα χαρακτηριστικά των εγκαταστάσεων διαιρούν τα μοντέλα χωροθέτησης σε επιμέρους κατηγορίες. Για παράδειγμα, το πρόβλημα επικάλυψης, το πρόβλημα p-κέντρων και το πρόβλημα p-μέσων αντιμετωπίζουν τις εγκαταστάσεις σαν να είναι απεριόριστης χωρητικότητας (Pirkul and Schilling, 1991).

Στην πραγματικότητα, είναι σχεδόν αδύνατο να παρουσιάζονται εγκαταστάσεις με απεριόριστη χωρητικότητα. Συνήθως, η χωρητικότητα των διαθέσιμων εγκαταστάσεων προς χωροθέτηση είναι περιορισμένη, αλλά και συγκεκριμένη και εξαρτάται από διαφορετικούς κάθε φορά παράγοντες. Κάποια μοντέλα χωροθέτησης χρησιμοποιούνται για να βρεθεί η χωρητικότητα των εγκαταστάσεων που θα χωροθετηθούν, όπως επίσης σε άλλες περιπτώσεις παρουσιάζονται εξαρτήσεις μεταξύ των εγκαταστάσεων, λαμβάνοντας υπόψη τη συνεργασία μεταξύ των εγκαταστάσεων για την ικανοποίηση της ζήτησης (Batta and Berman, 1989).

Παράμετροι δεδομένων εισόδου

Ένας άλλος δημοφιλής τρόπος για να ταξινομηθούν τα μοντέλα χωροθέτησης βασίζεται στα χαρακτηριστικά γνωρίσματα των παραμέτρων εισόδου. Οι διαχωρισμοί πραγματοποιούνται ανάλογα με τη φύση των δεδομένων, τα οποία μπορεί να είναι στατικά ή δυναμικά, αιτιοκρατικά ή στοχαστικά.

Στα στατικά μοντέλα χωροθέτησης τα δεδομένα, όπως η ζήτηση, δεν εξαρτώνται από το χρόνο. Χαρακτηριστικό των στατικών μοντέλων είναι ότι η συμπεριφορά τους δεν μεταβάλλεται με την πάροδο του χρόνου. Συνεπώς, για την επίλυση τέτοιων προβλημάτων

χρησιμοποιείται ένα αντιπροσωπευτικό σύνολο δεδομένων εισόδου και επιλύεται το πρόβλημα για μια απλή αντιπροσωπευτική περίοδο. Αντίθετα, στα δυναμικά μοντέλα χωροθέτησης τα δεδομένα εισόδου, όπως η ζήτηση, το κόστος και η διαθεσιμότητα των εγκαταστάσεων εξαρτώνται από το χρόνο. Έτσι, τα δυναμικά προβλήματα περιλαμβάνουν πολλαπλές περιόδους διακριτού ή συνεχούς χρόνου.

Από την άλλη, ανάλογα με το αν η συμπεριφορά του μοντέλου μπορεί να προβλεφθεί ή όχι, τα δεδομένα εισόδου μπορεί να είναι γνωστά με βεβαιότητα είτε να προβλέπονται με κάποια πιθανότητα. Στα αιτιοκρατικά (deterministic) μοντέλα, οι παράμετροι εισόδου είναι συναρτήσεις γνωστών μεταβλητών και προβλέπονται με συγκεκριμένες τιμές, έτσι ώστε τα προβλήματα να απλοποιούνται με αποτέλεσμα να μας δίνουν εύκολες και γρήγορες λύσεις. Στην πραγματικότητα, είναι αρκετά δύσκολο, οι μεταβλητές του προβλήματος να είναι γνωστές ή να προβλέπονται με ακρίβεια. Έτσι, για τα περισσότερα προβλήματα, τα μοντέλα είναι στοχαστικά (stochastic), οι μεταβλητές είναι άγνωστες και η συμπεριφορά τους δεν μπορεί να προβλεφθεί απόλυτα. Για την επίλυση τέτοιων προβλημάτων χρησιμοποιούνται πιθανολογικές κατανομές (probability distribution) για να προβλεφθούν οι τιμές των παραμέτρων.

2.3. Εφαρμογές Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων

Η χωροθέτηση εγκαταστάσεων στη λήψη αποφάσεων αποτελεί σημαντικό στοιχείο για την ορθότερη και αποτελεσματικότερη λειτουργία αλλά και τη βελτιστοποίηση των κερδών της επιχείρησης ή του οργανισμού. Η χωροθέτηση εγκαταστάσεων συνήθως χρησιμοποιείται για την εκπλήρωση μακροπρόθεσμων αναγκών αλλά σε κάποιες περιπτώσεις μπορεί να εφαρμοστεί και βραχυπρόθεσμα.

Μια κατασκευαστική εταιρία η οποία έχει αναλάβει την κατασκευή κάποιου έργου είναι απαραίτητο να αποφασίσει για την εργοταξιακή χωροθέτηση προσωρινών εγκαταστάσεων.

Σκοπός της είναι η ορθολογική τοποθέτηση αποθηκευτικών χώρων, εγκαταστάσεων εξυπηρέτησης των εργαζομένων, χώρων εργασίας όπως επίσης και διαδρομών μετακίνησης εντός αλλά και εκτός του εργοταξίου. Εξαιτίας του περιορισμένου χώρου που έχει στη διάθεση της ο σωστός σχεδιασμός είναι κρίσιμης σημασίας για την αύξηση της παραγωγικότητας, την αποτελεσματική χρήση των πόρων, την αποφυγή συγκρούσεων μεταξύ των υπεργολάβων και τη μείωση των εργατικών ατυχημάτων.

Παρόλα αυτά η χωροθέτηση εγκαταστάσεων στις περισσότερες περιπτώσεις χρησιμοποιείται για μακροπρόθεσμες ανάγκες. Η ανάγκη κατασκευής αεροδρομίων, χώρων υγειονομικής ταφής απορριμμάτων (ΧΥΤΑ), νοσοκομείων, λιμανιών είναι κάτι που θα απασχολήσει τη διοίκηση μία φορά, εφόσον η πρωταρχική μελέτη είναι καθοριστικής σημασίας, εξαιτίας των υπέρογκων δαπανών, τόσο στη μελέτη όσο και στην κατασκευή καθώς η επανατοποθέτηση τέτοιων υποδομών είναι ανέφικτη. Έτσι κρίνεται απαραίτητη η λεπτομερής και σε βάθος μελέτη χωροθέτησης πολυδάπανων, πολύπλοκων και στρατηγικής σημασίας εγκαταστάσεων. Παρόμοιες εφαρμογές χρησιμοποιούνται για τη χωροθέτηση ναυτικών και στρατιωτικών εγκαταστάσεων, κεραιών ραντάρ, κεραιών κινητής τηλεφωνίας, σταθμών ασθενοφόρων, πυροσβεστικής και υποκαταστημάτων τραπεζών με κύριο χαρακτηριστικό τη χωροθέτηση των εγκαταστάσεων σε δοσμένο χώρο έτσι ώστε να καλύπτεται η ζήτηση με τον καλύτερο δυνατό τρόπο στο συγκεκριμένο χώρο. Η διεύρυνση της αγοράς των επιχειρήσεων και η ταυτόχρονη μεγιστοποίηση των κερδών τους εξαρτάται από τη χωροθέτηση είτε νέων εγκαταστάσεων σε υπάρχον δίκτυο, είτε από την επαναδιάταξη του υπάρχοντος δικτύου. Αντικείμενο λήψης αποφάσεων των διοικούντων μιας εταιρίας μπορεί να είναι η τοποθέτηση σταθμών μεταφόρτωσης των προϊόντων, η κατασκευή εγκαταστάσεων για την αποθήκευση του αγαθού καθώς και η μελέτη για την κατασκευή καινούργιων μονάδων παραγωγής για την καλύτερη ικανοποίηση της ζήτησης στην αγορά. Άλλες εφαρμογές της ανάλυσης χωροθέτησης αφορούν την εγκατάσταση σχολείων, εγκαταστάσεων ημερήσιας φροντίδας,

τηλεφωνικών κέντρων, αεροπορικών εταιριών, στάσεις λεωφορείων, συστημάτων πυρόσβεσης, αστυνομικών τμημάτων, βιβλιοθηκών και σταθμών παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας.

Η χωροθέτηση εγκαταστάσεων κάθε φορά εξαρτάται από τη φύση του προβλήματος, την ικανοποίηση της ζήτησης, την κάλυψη περιοχών ή μπορεί να σχετίζεται με την ύπαρξη άλλων εγκαταστάσεων. Σκοπός της είναι πάντα η αποτελεσματικότερη και αποδοτικότερη λειτουργία, με αποτέλεσμα την καλύτερη δυνατή εξυπηρέτηση των αναγκών και τη βελτιστοποίηση του κέρδους, είτε αυτό υπολογίζεται σε χρήματα είτε σε απόσταση ή ακόμα και σε χρόνο.

Κεφάλαιο 3. Μοντελοποίηση Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων

Τα προβλήματα χωροθέτησης είναι αναπόσπαστο κομμάτι της καθημερινότητας και η χρήση τους είναι πλέον απαραίτητη για την αποτελεσματική αλλά και οικονομικότερη λειτουργία των επιχειρήσεων. Βασικός σκοπός των προβλημάτων χωροθέτησης είναι, να χωροθετηθεί ένα σύνολο εγκαταστάσεων εξυπηρέτησης και στη συνέχεια οι εγκαταστάσεις που έχουν επιλεχθεί να ανατεθούν στους πελάτες με σκοπό την ικανοποίηση της ζήτησης των πελατών με το λιγότερο δυνατό κόστος. Το συνολικό κόστος, αποτελείται από το κόστος ανοίγματος της κάθε εγκατάστασης, f_i , και το κόστος μεταφοράς, c_{ij} . Κάθε πελάτης j παρουσιάζει μια ζήτηση, d_j , που πρέπει να ικανοποιηθεί από μια εγκατάσταση. Οι εγκαταστάσεις μπορούν να τοποθετηθούν σε ένα συγκεκριμένο αριθμό προκαθορισμένων θέσεων και υπάρχει ένα όριο, s_i , το οποίο αντιπροσωπεύει τη χωρητικότητα της εγκατάστασης στη θέση i .

Ο τρόπος επίλυσης των προβλημάτων χωροθέτησης εξαρτάται από τα χαρακτηριστικά των μονάδων εξυπηρέτησης αλλά και των πελατών. Η χωροθέτηση εγκαταστάσεων μπορεί να ταξινομηθεί σε διαφορές κατηγορίες ανάλογα με τους περιορισμούς που εμφανίζονται στα προβλήματα.

Χαρακτηριστικό γνώρισμα το μονάδων εξυπηρέτησης είναι το μέγεθος χωρητικότητας τους. Στη χωροθέτηση παρουσιάζονται προβλήματα στα οποία οι εγκαταστάσεις εξυπηρέτησης δεν παρουσιάζουν περιορισμό στην χωρητικότητα τους και οι μονάδες αγαθών/υπηρεσιών που μπορούν να προσφέρουν στους πελάτες είναι απεριόριστες. Στη βιβλιογραφία αναφέρονται ως, προβλήματα χωροθέτησης εγκαταστάσεων χωρίς περιορισμούς χωρητικότητας (Uncapacitated Facility Location Problem). Σε αντίθεση με τα (UFLP), πιο διαδεδομένα είναι τα προβλήματα χωροθέτησης με περιορισμούς χωρητικότητας (Capacitated Facility Location Problem).

Επιπλέον, τα προβλήματα με περιορισμούς χωρητικότητας διαχωρίζονται σε προβλήματα απλής ή πολλαπλής ανάθεσης. Στα προβλήματα απλής ανάθεσης (Single Source) κάθε πελάτης θα πρέπει να εξυπηρετείται αποκλειστικά από ένα σταθμό εξυπηρέτησης. Στην περίπτωση που έχουμε πολλαπλή ανάθεση (Multi Source), οι πελάτες μπορεί να εξυπηρετούνται από μια εγκατάσταση, ενώ σε άλλες περιπτώσεις επιτρέπεται να εξυπηρετούνται ταυτόχρονα από διαφορετικές εγκαταστάσεις.

3.1. Χωροθέτηση χωρίς περιορισμούς χωρητικότητας

Τα προβλήματα χωροθέτησης χωρίς περιορισμούς χωρητικότητας (UFLP), αποτελούν την πιο απλή μορφή των προβλημάτων χωροθέτησης. Οι εφαρμογές που χρησιμοποιούνται τα UFLP είναι στον χρονοπρογραμματισμό μηχανών, στη χωροθέτηση τραπεζικών καταστημάτων (Cornuejols et al., 1977) και στη διαχείριση χαρτοφυλακίου (Beck and Malvey, 1982). Στα προβλήματα χωροθέτησης χωρίς περιορισμούς χωρητικότητας (UFLP), κάθε αποθήκη έχει απεριόριστη χωρητικότητα, άρα σε κάθε περίπτωση η κάλυψη της ζήτησης για τον πελάτη πραγματοποιείται από μια εγκατάσταση.

Σκοπός του UFLP είναι να ελαχιστοποιήσουμε την αντικειμενική συνάρτηση (1), η οποία αντιπροσωπεύει το συνολικό κόστος. Το συνολικό κόστος αποτελείται από το κόστος χωροθέτησης των εγκαταστάσεων στο χώρο και το κόστος ανάθεσης των σημείων εξυπηρέτησης στους υποψήφιους πελάτες. Ταυτόχρονα, ελαχιστοποιώντας την αντικειμενική συνάρτηση θα πρέπει να ικανοποιείται και η συνολική ζήτηση των πελατών.

Για τη μοντελοποίηση του προβλήματος ορίζουμε το $j = \{1, \dots, n\}$, δηλαδή το σύνολο πελατών για τους οποίους θα πρέπει να ανατεθούν σημεία εξυπηρέτησης. Επίσης, το σύνολο $i = \{1, \dots, m\}$, αποτελεί τις υποψήφιες θέσεις χωροθέτησης εγκαταστάσεων. Επίσης, είναι απαραίτητο να ορίσουμε τα ακόλουθα:

c_{ij} είναι το κόστος ανάθεσης της i -εγκατάστασης στον j -πελάτη

f_i είναι το κόστος για το άνοιγμα της i -εγκατάστασης

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{αν η } i\text{-εγκατάσταση ανατεθεί στον } j\text{-πελάτη} \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$$

$$y_i = \begin{cases} 1, & \text{αν η } i\text{-εγκατάσταση είναι ανοικτή} \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$$

Στο Σχήμα 1 που ακολουθεί φαίνεται η μοντελοποίηση του προβλήματος χωροθέτησης εγκαταστάσεων χωρίς περιορισμούς χωρητικότητας.

$$(\text{UFLP}) : \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} + \sum_{i=1}^m f_i y_i \quad (1)$$

υπό τους περιορισμούς:

$$x_{ij} \leq y_i \quad \forall i, j \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} = 1, \quad \forall j \quad (3)$$

$$x_{ij}, y_i \in \{0, 1\}, \quad \forall i, j \quad (4)$$

Σχήμα 1. Πρόβλημα χωροθέτησης χωρίς περιορισμούς χωρητικότητας

Το κόστος ανάθεσης περιγράφεται από την ποσότητα: $\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij}$, ενώ το κόστος

χωροθέτησης από την ποσότητα: $\sum_{i=1}^m f_i y_i$. Οι περιορισμοί (2) και (3) αναφέρονται στο

πρόβλημα ανάθεσης. Ο περιορισμός (2) απαγορεύει σε μια κλειστή εγκατάσταση να ανατεθεί σε κάποιο πελάτη. Μόνο ανοικτές εγκαταστάσεις εξυπηρετούν σημεία ζήτησης. Ο περιορισμός (3) δηλώνει ότι κάθε πελάτης πρέπει να εξυπηρετηθεί. Επιπλέον, οι μεταβλητές απόφασης για την χωροθέτηση x_{ij}, y_i είναι δυαδικές και ο περιορισμός (4) δηλώνει ότι μια

υποψήφια θέση χωροθέτησης είτε θα χρησιμοποιηθεί είτε όχι, όπως επίσης μια ανοικτή εγκατάσταση, είτε θα ανατεθεί στον πελάτη είτε όχι.

3.2. Χωροθέτηση με περιορισμούς χωρητικότητας

Σε διαφορετική περίπτωση, όπου οι αποθήκες χαρακτηρίζονται από την χωρητικότητά τους, το πρόβλημα που προκύπτει, είναι πρόβλημα χωροθέτησης με περιορισμούς χωρητικότητας, Capacitated Facility Location Problem, (CFLP). Σε αυτό το σημείο πρέπει να οριστούν επιπλέον, οι μεταβλητές που προκύπτουν από τη χωρητικότητα που χαρακτηρίζει πλέον τις εγκαταστάσεις.

s_i = η χωρητικότητα της i -εγκατάστασης

d_j = η ζήτηση του j -πελάτη

Στα προβλήματα με περιορισμό στη χωρητικότητα των εγκαταστάσεων διακρίνονται τα προβλήματα απλής και πολλαπλής ανάθεσης των εγκαταστάσεων στα σημεία εξυπηρέτησης.

3.2.1. Χωροθέτηση απλής ανάθεσης

Όταν σε ένα πρόβλημα χωροθέτησης προστεθούν οι περιορισμοί που υποδεικνύουν σε κάθε πελάτη την ανάθεση μιας αποθήκης, τότε προκύπτει το πρόβλημα χωροθέτησης με περιορισμούς χωρητικότητας απλής ανάθεσης, Single Source Capacitated Facility Location Problem, (SSCFLP). Το πρόβλημα απλής ανάθεσης είναι σύνηθες για πραγματικές συνθήκες όπου οι πολλαπλές αναθέσεις σε πελάτες αυξάνουν το κόστος συντήρησης. Στην πραγματικότητα το πρόβλημα είναι δύσκολο στην επίλυση του επειδή οι μεταβλητές απόφασης είναι δυαδικές.

Το SSCFLP αποτελεί μια περίπτωση του CFLP και ανήκει στην κλάση των NP- δύσκολων προβλημάτων. Τα προβλήματα χωροθέτησης απλής ανάθεσης περιγράφουν, ένα πρόβλημα

χωροθέτησης εγκαταστάσεων όπως επίσης και ένα γενικευμένο πρόβλημα ανάθεσης μεταξύ ενός συνόλου πελατών με κάποια ζήτηση (σημεία ζήτησης) και ενός συνόλου εγκαταστάσεων (αποθηκών) με περιορισμένη χωρητικότητα κάτω από ένα κριτήριο βελτιστοποίησης. Αρχικά, το πρόβλημα χωροθέτησης χαρακτηρίζει ανοικτές ή κλειστές τις εγκαταστάσεις και στη συνέχεια το πρόβλημα ανάθεσης αντιστοιχεί σε κάθε σημείο ζήτησης μια ανοικτή εγκατάσταση, η οποία θα ικανοποιεί τη ζήτηση. Μια ανοικτή εγκατάσταση μπορεί να εξυπηρετήσει ένα ή περισσότερα σημεία ζήτησης ενώ κάθε σημείο ζήτησης ανατίθεται σε ακριβώς μια δυνατότητα.

Στο σχήμα 2, παρουσιάζεται η μοντελοποίηση προβλημάτων χωροθέτησης με ή χωρίς περιορισμούς χωρητικότητας.

Μοντελοποίηση UFLP και SSCFLP

$$\min \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} + \sum_{i=1}^m f_i y_i \right) \quad (1)$$

υπό τους περιορισμούς:

UFLP

{

$$x_{ij} \leq y_i \quad \forall i,j \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} = 1, \quad \forall j \quad (3)$$

$$x_{ij}, y_i \in \{0,1\}, \quad \forall i,j \quad (4)$$

$$\sum_{j=1}^n d_j x_{ij} \leq s_i, \quad \forall i \quad \Longrightarrow \quad \text{SSCFLP} \quad (5)$$

Σχήμα 2. Πρόβλημα χωροθέτησης με ή χωρίς περιορισμούς χωρητικότητας

Η μοντελοποίηση του SSCFLP είναι παρόμοια με το UFLP με τη διαφορά ότι προστίθεται ένας περιορισμός ο οποίος αποτρέπει την παραβίαση της διαθέσιμης χωρητικότητας κάθε αποθήκης. Ο περιορισμός (5), $\sum_{j=1}^n d_j x_{ij} \leq s_i, \forall i$, επιτρέπει κάθε ανοικτή εγκατάσταση να δίνει το πολύ όσες μονάδες προϊόντος διαθέτει.

3.2.2. Χωροθέτηση πολλαπλής ανάθεσης

Σε αντίθεση με τα SSCFLP, τα προβλήματα χωροθέτησης εγκαταστάσεων με περιορισμούς χωρητικότητας πολλαπλής ανάθεσης MSCFLP, ανήκουν στην κλάση των προβλημάτων πολυωνυμικού χρόνου (P), δηλαδή επιτυγχάνουν βέλτιστες λύσεις σε πολυωνυμικό χρόνο χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο μεταφοράς με τη μέθοδο Simplex. Η διαφορά των προβλημάτων πολλαπλής ανάθεσης με τα προβλήματα απλής ανάθεσης, είναι στο τρόπο με τον οποίο εξυπηρετείται η ζήτηση των πελατών. Στα MSCFLP οι πελάτες μπορεί να εξυπηρετούνται από μια και μόνο εγκατάσταση, ενώ σε άλλες περιπτώσεις επιτρέπεται να εξυπηρετούνται ταυτόχρονα από διαφορετικές εγκαταστάσεις.

Μοντελοποίηση προβλήματος MSCFLP

Οι μεταβλητές ορίζονται όπως και στο SSCFLP με τη διαφορά ότι η μεταβλητή απόφασης x_{ij} δεν είναι δυαδική. Στα SSCFLP, η x_{ij} μας δείχνει αν η i -εγκατάσταση εξυπηρετεί τον j -πελάτη ή όχι. Στα MSCFLP, κάθε πελάτης μπορεί να εξυπηρετείται από μια, έως πολλές εγκαταστάσεις εξυπηρέτησης. Ορίζουμε λοιπόν, x_{ij} = ο αριθμός των μονάδων προϊόντος από την i -εγκατάσταση στον j -πελάτη. Επομένως, η μεταβλητή απόφασης παύει να είναι δυαδική. Σε αυτή τη περίπτωση, η x_{ij} είναι μια ακέραια και θετική ποσότητα, που ανήκει στο

διάστημα $[0, s_j]$. Κατά συνέπεια, ο περιορισμός $\sum_{i=1}^m x_{ij} = 1, \forall j$ γίνεται $\sum_{i=1}^m x_{ij} = d_j, \forall j$ και η μοντελοποίηση είναι η εξής:

$$(MSCFLP) : \min \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} + \sum_{i=1}^m f_i y_i \right) \quad (1)$$

υπό τους περιορισμούς

$$x_{ij} \leq y_i, \forall i, j \quad (2)$$

$$y_i \in \{0,1\} \quad \forall i \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} \leq s_i, \forall i \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} = d_j, \forall j \quad (5)$$

$$0 \leq x_{ij} \leq s_j \quad \forall i, j \quad (6)$$

Σχήμα 3. Πρόβλημα χωροθέτησης πολλαπλής ανάθεσης

Ανακεφαλαιώνοντας, τα προβλήματα απλής ανάθεσης SSCFLP καταλήγουν πιο δύσκολα σε βέλτιστες λύσεις σε αντίθεση με τα προβλήματα πολλαπλής ανάθεσης MSCFLP. Επίσης, σε πραγματικά προβλήματα οι περισσότερες περιπτώσεις αφορούν προβλήματα χωροθέτησης εγκαταστάσεων οι οποίες χαρακτηρίζονται από κάποια χωρητικότητα. Για το λόγο αυτό, στο κεφάλαιο 4 που ακολουθεί, παρουσιάζονται οι επιστημονικές μελέτες που έχουν εκπονηθεί για τα προβλήματα απλής ανάθεσης εφαρμόζοντας Ευρετικές και Μεθευρετικές μεθόδους.

Κεφάλαιο 4. Βιβλιογραφική επισκόπηση επίλυσης των SSCFLP

Στη βιβλιογραφία έχουν πραγματοποιηθεί αρκετές έρευνες για τα προβλήματα χωροθέτησης εγκαταστάσεων με χωρητικότητα (CFLP). Οι περισσότερες μελέτες, αφορούν κυρίως τα προβλήματα απλής ανάθεσης (SSCFLP), ενώ οι υπόλοιπες ασχολούνται με τα προβλήματα πολλαπλής ανάθεσης (MSCFLP). Εξαιτίας της φύσης τους, αποτελούν συνδυαστικά προβλήματα μεγάλης κλίμακας και ανήκουν στην κλάση των NP-δύσκολων συνδυαστικών προβλημάτων βελτιστοποίησης. Στα CFLP, για ένα δοσμένο σύνολο ανοικτών εγκαταστάσεων, το αντίστοιχο πρόβλημα κατανομών είναι ένα γραμμικό πρόβλημα και συγκεκριμένα ένα πρόβλημα μεταφοράς. Αντιθέτως στα προβλήματα SSCFLP, για ένα δοσμένο σύνολο ανοικτών εγκαταστάσεων, το σχετικό πρόβλημα κατανομών είναι μια συγκεκριμένη περίπτωση του γενικευμένου προβλήματος ανάθεσης το οποίο ανήκει στην κλάση των NP-δύσκολων προβλημάτων από μόνο του. Επίσης, στην περίπτωση της απλής ανάθεσης οι μεταβλητές ανάθεσης είναι δυαδικές, ενώ στα CFLP οι μεταβλητές ανάθεσης είναι συνεχείς (Delmaire et. al., 1999). Σαν αποτέλεσμα, στη βιβλιογραφία, το ενδιαφέρον εστιάζεται κατά κύριο λόγο στα προβλήματα απλής ανάθεσης (SSCFLP) εξαιτίας της πολυπλοκότητας και της δυσκολίας που παρουσιάζουν στο να καταλήξουν σε βέλτιστες λύσεις.

Έχουν προταθεί διάφορες τεχνικές για την επίλυση τέτοιων προβλημάτων με μεθόδους του γραμμικού ή του ακέραιου προγραμματισμού. Στο μεγαλύτερο μέρος της βιβλιογραφίας, χρησιμοποιούνται οι ευρετικοί αλγόριθμοι κατά Lagrange (Lagrange Heuristics) και η μέθοδος της υποβαθμωτής βελτιστοποίησης (Subgradient Optimization). Επίσης, αρκετές μεθευρετικές μέθοδοι έχουν αναπτυχθεί για τα διάφορα προβλήματα χωροθέτησης όπως οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetics Algorithms), η Περιορισμένη Αναζήτηση (Tabu Search), η Προσομοιωμένη Ανόπτηση (Simulated Annealing), η Διαδικασία Άπληστης

Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure-GRASP) και οι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (Evolutionary Algorithms). Τον τελευταίο καιρό, για τα προβλήματα χωροθέτησης έχουν προταθεί οι Αλγόριθμοι Νοημοσύνης Σμήνους, στην οποία ανήκουν: ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών (Ant Colony Optimization), ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization) και ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Ζευγαρώματος Μελισσών (Honey Bees Mating Algorithm).

4.1. Ευρετικοί Αλγόριθμοι

Η χρήση ευρετικών μεθόδων για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης έχει σκοπό τη επίτευξη ικανοποιητικών λύσεων, τόσο από άποψη ποιότητας όσο και από άποψη χρόνου. Εξαιτίας του μεγάλου μεγέθους που χαρακτηρίζει τα συνδυαστικά προβλήματα η επίλυση γίνεται δυσκολότερη και πρακτικά, είναι ανέφικτο να βρεθεί η ολικά βέλτιστη λύση σε λογικό χρόνο. Μια λύση ενός ευρετικού αλγόριθμου γίνεται αποδεκτή αν ικανοποιεί κάποια κριτήρια όπως η ποιότητα της λύσης, δηλαδή η απόκλιση της από την βέλτιστη, η ευκολία απόκτησης μιας λύσης και η λογική που διέπει τους κανόνες του ευρετικού αλγόριθμου. Οι κατηγορίες των ευρετικών αλγορίθμων είναι:

- Αλγόριθμοι απληστίας (greedy algorithms)
- Προσεγγιστικοί αλγόριθμοι (approximation algorithms)
- Αλγόριθμοι τοπικής αναζήτησης (local search algorithms)

Συνοπτικά, οι αλγόριθμοι απληστίας χαρακτηρίζονται από απληστία επειδή κάθε βήμα τους εξαρτάται αποκλειστικά από την τρέχουσα κατάσταση ανεξάρτητα από τις προηγούμενες ή μελλοντικές αποφάσεις. Για τον λόγο αυτό οι αλγόριθμοι απληστίας χαρακτηρίζονται ως μυωπικοί. Η αρχή απληστίας βασίζεται στην ιδέα ότι κάθε φορά επιλέγουμε αυτό που είναι καλύτερο για τη συγκεκριμένη στιγμή και όχι συνολικά. Από την άλλη, οι προσεγγιστικοί

αλγόριθμοι προσπαθούν να λύσουν το ίδιο πρόβλημα χρησιμοποιώντας παραπάνω πληροφορία, ενώ οι αλγόριθμοι τοπικής αναζήτησης προσπαθούν από μια αρχική εφικτή λύση να βελτιώσουν τη λύση με κάποια μέθοδο αναζήτησης στη γειτονιά της λύσης.

4.1.1 Ευρετικοί κατά Lagrange

Κατά κύριο λόγο, για την επίλυση προβλημάτων χωροθέτησης χρησιμοποιούνται οι ευρετικοί αλγόριθμοι κατά Lagrange (Lagrangian Heuristics). Οι αλγόριθμοι αυτοί βασίζονται στη χαλάρωση των περιορισμών των αρχικών προβλημάτων, η οποία ονομάζεται χαλάρωση κατά Lagrange (Lagrangian Relaxation) και στη δημιουργία μετασχηματισμένων υποπροβλημάτων με σκοπό την ευκολότερη επίλυση τέτοιων NP-hard προβλημάτων. Οι τεχνικές χαλάρωσης κατά Lagrange έχουν εφαρμοστεί εκτενώς για να λύσουν τα προβλήματα SSCFLP. Ο ευρετικός αλγόριθμος λαγκρατζιανής χαλάρωσης είναι βασισμένος σε μια τεχνική χαλάρωσης κατά Lagrange που ενσωματώνει τους περιορισμούς χωρητικότητας στην αντικειμενική συνάρτηση και το υποπρόβλημα που προκύπτει είναι πρόβλημα χωροθέτησης χωρίς χωρητικότητα, (UFLP). Για τα χαλαρωμένα κατά Lagrange υποπροβλήματα ο Fisher (1981) διατυπώνει ότι, η βέλτιστη τιμή τους αποτελεί κάτω όριο της βέλτιστης τιμής του αρχικού προβλήματος. Επίσης τα υποπροβλήματα Lagrange αποτελούν προβλήματα πολυωνυμικού ή ψευδό-πολυωνυμικού χρόνου.

Η χαλάρωση κατά Lagrange εμφανίστηκε στις αρχές της δεκαετίας του '70 για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης. Η βασική της τεχνική είναι να μετατρέπει δύσκολα προβλήματα ακέραιου προγραμματισμού σε σχετικά πιο απλά προβλήματα όσον αφορά τους περιορισμούς. Η χαλάρωση κατά Lagrange εκμεταλλεύεται τη δομή του προβλήματος και εισάγει τους δύσκολους περιορισμούς του προβλήματος στην αντικειμενική συνάρτηση αφού τους πολλαπλασιάσει με τους πολλαπλασιαστές Lagrange, λ . Για τον προσδιορισμό των συντελεστών λ , εκτός των διαφόρων μεθόδων που έχουν προταθεί, η πιο διαδεδομένη είναι η

μέθοδος υποβαθμωτής βελτιστοποίησης, (Subgradient Optimization). Στη συνέχεια, παρουσιάζεται η μοντελοποίηση καθώς και ο τρόπος επίλυσης για το πρόβλημα χωροθέτησης SSCFLP με τη χρήση ενός ευρετικού αλγόριθμου κατά Lagrange, σύμφωνα με τους Chen and Ting (2008). Ο αλγόριθμος επίλυσης ακολουθεί τα τρία βασικά βήματα:

Βήμα 1: Βρες μια λύση για το χαλαρωμένο υποπρόβλημα για καθορισμένες τιμές πολλαπλασιαστών Lagrange.

Βήμα 2: Βρες ένα πάνω όριο σύμφωνα με τη λύση του χαλαρωμένου προβλήματος.

Βήμα 3: Εφάρμοσε τη μέθοδο βελτιστοποίησης υποδιαφορικών για να βρεθούν νέοι πολλαπλασιαστές Lagrange.

$$\text{(Αρχικό SSCFLP)} : \min \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} \cdot x_{ij} + \sum_{i=1}^m f_i y_i \right) \quad (1)$$

υπό τους περιορισμούς

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} = 1, \forall j \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^n d_j x_{ij} \leq s_i, \forall i \quad (3)$$

$$y_i \in \{0,1\} \quad \forall i \quad (4)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\} \quad \forall i,j \quad (5)$$

Σχήμα 4. Πρόβλημα χωροθέτησης απλής ανάθεσης

Στην περίπτωση που εξετάζεται, ο περιορισμός ζήτησης (2) είναι αυτός που χαλαρώνεται.

Άρα το πρόβλημα που προκύπτει είναι:

(Υποπρόβλημα Lagrange) :

$$\min \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} + \sum_{i=1}^m f_i y_i + \sum_{j=1}^n \left(1 - \sum_{i=1}^m x_{ij} \right) \right) \quad (1)$$

υπό τους περιορισμούς

$$\sum_{j=1}^n d_j x_{ij} \leq s_i, \quad \forall i \quad (2)$$

$$y_i \in \{0,1\} \quad \forall i \quad (3)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\} \quad \forall i,j \quad (4)$$

Σχήμα 5. Πρόβλημα χωροθέτησης απλής ανάθεσης - Lagrange

Στη συνέχεια ακολουθεί μια βιβλιογραφική ανασκόπηση για την επίλυση προβλημάτων χωροθέτησης με τη χρήση ευρετικών μεθόδων χαλάρωσης κατά Lagrange.

Οι Barcelo and Casanova (1984) προτείνουν έναν ευρετικό αλγόριθμο κατά Lagrange στον οποίο οι περιορισμοί ανάθεσης πελατών είναι χαλαρωμένοι. Χαλάρωση του περιορισμού σημαίνει ότι οι περιορισμοί χωρητικότητας περιγράφονται πλέον με μια δυική μορφή. Ο ευρετικός για να βρει εφικτές λύσεις χωρίζεται σε 2 φάσεις: μια για την επιλογή των εγκαταστάσεων και άλλη μια για την ανάθεση των πελατών. Στην πρώτη φάση, επιλέγεται ένα σύνολο ανοικτών εγκαταστάσεων, ενώ στη δεύτερη φάση, επιλύεται ένα πρόβλημα γενικευμένης ανάθεσης, το οποίο αναθέτει τις ανοικτές εγκαταστάσεις στους πελάτες.

Σε μια αντίστοιχη έρευνα, οι Klineciewicz and Luss (1986) περιγράφουν έναν ευρετικό αλγόριθμο κατά Lagrange για τα προβλήματα SSCFLP. Σε αυτήν την περίπτωση, η επίλυση επιτυγχάνεται χαλαρώνοντας τους περιορισμούς χωρητικότητας. Το χαλαρωμένο υποπρόβλημα που προκύπτει, είναι πρόβλημα χωροθέτησης χωρίς περιορισμούς

χωρητικότητα. Οι αρχικές λύσεις δίνονται από έναν πρόσθετο ευρετικό αλγόριθμο, ενώ ένας τελικός ευρετικός χρησιμοποιείται για να ελαχιστοποιήσει το συνολικό κόστος. Η εφικτότητα των λύσεων του υποπροβλήματος εξετάζεται από τη μέθοδο διπλής ανάβασης του Erlenkotter, (Erlenkotter, 1978).

Ο Sridharan (1993), όπως και οι Barcelo and Casanova (1984), θεωρούν δυικούς τους περιορισμούς ανάθεσης. Στη συνέχεια, διαχωρίζουν το υποπρόβλημα κατά Lagrange σε k διαφορετικά προβλήματα σακιδίου, ένα για κάθε εγκατάσταση. Από το συνδυασμό των λύσεων λαμβάνετε ένα κάτω όριο του προβλήματος μαζί με ένα σύνολο ανοικτών εγκαταστάσεων. Αυτό το σύνολο των ανοικτών εγκαταστάσεων, χρησιμοποιείται για να οριστεί ένα πρόβλημα μεταφοράς απλής ανάθεσης, του οποίου η βέλτιστη λύση αποτελεί μια εφικτή λύση και ένα πάνω όριο του αρχικού προβλήματος.

Μια διαφορετική ευρετική μέθοδο κατά Lagrange πρότεινε ο Beasley (1993), κατά την οποία η επίλυση πραγματοποιείται χαλαρώνοντας τόσο τους περιορισμούς χωρητικότητας όσο και τους περιορισμούς ανάθεσης εγκαταστάσεων στους πελάτες. Το πλεονέκτημα της προσέγγισης του σημειώνεται στην ευρωστία της μεθόδου, αφού η ποιότητα των λύσεων είναι αρκετά ικανοποιητική σε αρκετές από τις κατηγορίες των προβλημάτων χωροθέτησης όπως: (πρόβλημα p -μέσων, χωροθέτηση με ή χωρίς περιορισμούς χωρητικότητας και προβλήματα απλής ανάθεσης). Συγκεκριμένα, για τα προβλήματα απλής ανάθεσης (SSCFLP), ο Beasley χρησιμοποίησε μια διαδικασία κατανομής κόστους για να υπολογίσει το κόστος ενός συνόλου ανοικτών εγκαταστάσεων.

Αποτελεσματικές τροποποιήσεις στην ευρετική μέθοδο του Beasley (1993) πρότειναν οι Agar and Salhi (1998). Για την επίλυση, χαλαρώνουν τους περιορισμούς ανάθεσης και χωρητικότητας και επιλύουν το πρόβλημα με στόχο τη δημιουργία ενός ανοικτού συνόλου εγκαταστάσεων. Έτσι, δημιουργείται μια αρχική εφικτή λύση επιλύοντας ένα γενικευμένο πρόβλημα ανάθεσης σε δύο φάσεις. Αρχικά, επιλύεται ένα πρόβλημα χωροθέτησης χωρίς

περιορισμούς χωρητικότητας για να ανατεθούν οι ανοικτές εγκαταστάσεις στους πελάτες. Στη συνέχεια, η εφικτότητα των λύσεων αποκαθίσταται, ακολουθώντας μια μέθοδο επανάθεσης, η οποία βασίζεται στον καθορισμό των ποινών και στην επίλυση ενός προβλήματος σακιδίου (knapsack problem).

Οι Tragantaleringsak et al. (1997) διατύπωσαν το μαθηματικό πρότυπο του διεπίπεδου προβλήματος χωροθέτησης απλής ανάθεσης και εξέτασαν έξι μεθόδους χαλάρωσης κατά Lagrange για την επίλυση του. Το TSCFLP (two-echelon single source capacitated facility location problem) αποτελεί επέκταση του SSCFLP δεδομένου ότι υπάρχουν δυο επίπεδα εγκαταστάσεων. Κάθε εγκατάσταση του δεύτερου επιπέδου έχει περιορισμένη χωρητικότητα και μπορεί να εξυπηρετηθεί από μια μόνο εγκατάσταση του πρώτου επιπέδου. Με τη σειρά τους οι εγκαταστάσεις του δεύτερου επιπέδου μπορούν να προμηθεύουν τους πελάτες, με την προϋπόθεση ότι κάθε πελάτης εξυπηρετείται από μια και μόνο εγκατάσταση.

Επιπλέον, οι Tragantaleringsak et. al. (2000) ανέπτυξαν μια μέθοδο χαλάρωσης κατά Lagrange που βασίζεται στη διαδικασία διακλάδωσης και οριοθέτησης (branch and bound procedure) για την επίλυση του διεπίπεδου SSCFLP, (TSCFLP).

Μια αποδοτική προσέγγιση για τις μεγάλες περιπτώσεις προβλημάτων απλής ανάθεσης, SSCFLP, παρουσίασαν οι Hindi and Pienkosz, (1999). Με τη μέθοδο βελτιστοποίησης υποδιαφορικών ανέπτυξαν ένα αλγόριθμο κατά Lagrange χαλαρώνοντας τους περιορισμούς ανάθεσης πελατών για να υπολογίσουν κάτω όρια για το πρόβλημα. Επιπλέον, οι εφικτές λύσεις και τα πάνω όρια υπολογίζονται από μια διαφορετική μέθοδο που συνδυάζει μια ευρετική μέθοδο απληστίας με μια αυστηρή αναζήτηση γειτονίας.

Οι Cortinhal and Captivo (2003) μελέτησαν τα κάτω και πάνω όρια για τα προβλήματα απλής ανάθεσης, SSCFLP. Εφάρμοσαν χαλάρωση κατά Lagrange για να λάβουν τα κάτω όρια για το πρόβλημα. Για τα πάνω όρια χρησιμοποίησαν ευρετικό αλγόριθμο κατά Lagrange μαζί με μεθόδους αναζήτησης και μια μεθευρετική μέθοδο περιορισμένης αναζήτησης (Tabu Search).

4.2. Μεθευρετικοί Αλγόριθμοι

Οι μεθευρετικοί αλγόριθμοι είναι μέθοδοι επίλυσης που συνδυάζουν διαδικασίες τοπικής αναζήτησης και υψηλότερου επιπέδου στρατηγικές για να δημιουργήσουν μια διαδικασία που είναι ικανή να ξεφύγει από κάποιο τοπικό ελάχιστο. Τα τελευταία χρόνια, οι περισσότεροι αλγόριθμοι που έχουν αναπτυχθεί για την επίλυση των προβλημάτων συνδυαστικής βελτιστοποίησης ανήκουν σε αυτή την κατηγορία. Τέτοιοι αλγόριθμοι είναι:

- Η Διαδικασία Απληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure-GRASP)
- Η Προσομοιωμένη Ανόπτηση (Simulated Annealing)
- Η Περιορισμένη Αναζήτηση (Tabu Search)
- Τα Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)
- Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms)
- Οι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (Evolutionary Algorithms)
- Ο Αλγόριθμος Διαφορικής Εξέλιξης (Differential Evolution)
- Ο Αλγόριθμος της Διασκορπισμένης Αναζήτησης (Scatter Search)

Επιπλέον, στην κατηγορία των μεθευρετικών αλγορίθμων ανήκουν οι μέθοδοι νοημοσύνης σμήνους:

- Ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών (Ant Colony Optimization)
- Ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization)
- Ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Ζευγαρώματος Μελισσών (Honey Bees Mating Algorithm)

Οι μεθευρετικοί αλγόριθμοι συνήθως χρησιμοποιούν πιο παραδοσιακούς ευρετικούς αλγορίθμους σαν υποδιαδικασίες τους. Πολλές φορές, κατά την επίλυση με ένα μεθευρετικό αλγόριθμο κάποια βήματα μπορεί να μας οδηγήσουν σε μια ενδιάμεση μη εφικτή λύση. Ο λόγος που επιτρέπεται αυτό είναι για να αποφευχθεί κάποιο τοπικό ελάχιστο και η ολική λύση που θα εξαχθεί από τον αλγόριθμο να είναι καλύτερη. Ένα επιπλέον χαρακτηριστικό αυτών των αλγορίθμων είναι ότι προσομοιάζουν μια διαδικασία που συνήθως έχει εφαρμογή στη φύση. Τα στοιχεία που χρησιμοποιούν αυτοί οι αλγόριθμοι και μεταφορικά τα παρατηρούμε και στη φύση είναι τα εξής.

- Χρησιμοποιούν ένα αριθμό από επαναληπτικές δοκιμές
- Περιλαμβάνουν έναν ή περισσότερους πράκτορες (νευρώνες, μόρια, χρωμοσώματα, μυρμήγκια)
- Λειτουργούν βάση ενός μηχανισμού συνεργασίας και ανταγωνισμού
- Περιλαμβάνουν διαδικασίες αυτότροποποιήσεων των ευρετικών παραμέτρων ή ακόμα και της αναπαράστασης του προβλήματος.

Τα κύρια χαρακτηριστικά των μεθευρετικών είναι τα εξής:

1. Μοντελοποιούν ένα φαινόμενο που υπάρχει στη φύση
2. Μπορούν να μεταφερθούν εύκολα σε παράλληλη μορφή
3. Είναι προσαρμοστικοί αλγόριθμοι.

Η ανάπτυξη των υπολογιστικών συστημάτων τις τελευταίες δεκαετίες, έχει συμβάλλει στην ανάπτυξη της θεωρίας των μεθευρετικών αλγορίθμων αλλά και αντίστοιχων λογισμικών. Για την επίλυση των προβλημάτων χωροθέτησης οι μελέτες αφορούν κυρίως τους Γενετικούς Αλγόριθμους και πιο πρόσφατα αλγορίθμων Νοημοσύνης Σμήνους. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται διάφορες μελέτες που αφορούν μεθόδους επίλυσης προβλημάτων χωροθέτησης με τη χρήση Γενετικών Αλγορίθμων.

4.2.1. Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms)

Οι Jaramillo et. al. (2002), χρησιμοποιώντας ΓΑ για την επίλυση προβλημάτων χωροθέτησης διαπίστωσαν ότι, για τα προβλήματα χωροθέτησης χωρίς περιορισμούς χωρητικότητας (UFLP), οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι αποτελεσματικοί. Αντιθέτως, για προβλήματα χωροθέτησης με περιορισμούς χωρητικότητας (CFLP) έφτασαν στο συμπέρασμα ότι η επίλυση είναι αρκετά χρονοβόρα από υπολογιστικής άποψης.

Εξετάζοντας διάφορες παραλλαγές Γενετικών Αλγορίθμων για την επίλυση του SSCFLP, οι Cortinhal και Captivo (2003), καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι οι γενετικοί αλγόριθμοι δεν είναι ικανοί για την επίλυση τέτοιου είδους προβλημάτων. Η δυσκολία εντοπίζεται στην εύρεση κατάλληλων συναρτήσεων διασταύρωσης (crossover) εξαιτίας της πολυπλοκότητας του προβλήματος. Όταν χρησιμοποιούνται οι συνηθισμένες συναρτήσεις για διασταύρωση και το πρόβλημα είναι πολύ περιορισμένο είναι δύσκολο να βρεθούν εφικτές λύσεις. Τα αποτελέσματα τους δείχνουν ότι οι γενετικοί αλγόριθμοι τα πάνε καλά μόνο όταν ο αρχικός πληθυσμός δημιουργείται από έναν ευρετικό κατά Lagrange.

Η βιβλιογραφική επισκόπηση δείχνει ότι οι ΓΑ δεν είναι γενικά αποδοτικοί στην επίλυση CFLP και SSCFLP. Παρ' όλα αυτά, οι Marian et. al. (2008) έδειξαν ότι μπορεί να εφαρμοστεί αποτελεσματικά σε CFLP. Ενώ έχει εφαρμοστεί επιτυχώς στα προβλήματα p-μέσων, παρά την αρχική αποτυχία, για τα SSCFLP προβλήματα οι παράγοντες αποτυχίας που εντοπίζονται είναι η έλλειψη έρευνας σε αυτήν την περιοχή όπως επίσης και η λανθασμένη επιλογή των παραμέτρων ελέγχου στη χρησιμοποίηση του GA. Οι παράμετροι ελέγχου των ΓΑ αναφέρονται στην κωδικοποίηση των χρωμοσωμάτων, στην επιλογή των γενετικών χειριστών, του γονέα και του πληθυσμού.

Σε αντίθεση με τα συμπεράσματα που προσεγγίζονται από προηγούμενες έρευνες, στην εργασία τους οι Lai et. al. (2009) αναπτύσσουν ένα μοντέλο Γενετικού Αλγόριθμου, το οποίο αποδεικνύουν ότι είναι ικανό να παρέχει μια αποτελεσματική και αποδοτική μεθοδολογία για

την επίλυση προβλημάτων SSCFLP μεγάλης κλίμακας μέσα σε αποδεκτό υπολογιστικό χρόνο. Για την εξασφάλιση της αποτελεσματικότητας του ΓΑ στην επίλυση τέτοιου είδους προβλημάτων θεωρούν σημαντική την κατάλληλη επιλογή των παραμέτρων ελέγχου και την ανάπτυξη του κατάλληλου μηχανισμού στην κωδικοποίηση των χρωμοσωμάτων. Οι κύριες παράμετροι ελέγχου του ΓΑ είναι το μέγεθος του πληθυσμού, ο μέγιστος αριθμός γενεών που θα εκτελεστούν, οι πιθανότητες διασταύρωσης και μετάλλαξης, καθώς και τα κριτήρια επιλογής γονέων και πληθυσμού. Η κατάλληλη κωδικοποίηση των χρωμοσωμάτων είναι σημαντική για την επίτευξη βέλτιστης ή κοντά στη βέλτιστη λύση μέσα σε σύντομο υπολογιστικό χρόνο. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό όταν εφαρμόζεται σε σύνθετα προβλήματα όπως το SSCFLP.

Τέλος, στην πολυεπίπεδη σχεδίαση εφοδιαστικών δικτύων (multi-stage supply network design) για προβλήματα χωροθέτησης με περιορισμούς χωρητικότητας απλής ανάθεσης (SSCFLP), οι Lai et. al. (2008) έδειξαν ότι οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι αρκετά αποτελεσματικοί.

Αλγόριθμοι Νοημοσύνης Σμήνους

Για την επίλυση προβλημάτων χωροθέτησης εγκαταστάσεων απλής ανάθεσης με περιορισμούς χωρητικότητας οι μελέτες με τη χρήση αλγορίθμων Νοημοσύνης Σμήνους είναι περιορισμένες. Ακόμα λιγότερες είναι οι περιπτώσεις στις οποίες, έχει εφαρμοστεί ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Ζευγαρώματος Μελισσών (Honey Bees Mating Algorithm) για την επίλυση του SSCFLP. Παρατηρείται ότι, η μέθοδος HBMA, έχει χρησιμοποιηθεί κυρίως, για την επίλυση προβλημάτων δρομολόγησης οχημάτων (Vehicle Routing Problem), όπως για παράδειγμα το 2008 οι Marinakis et. al., στην εργασία τους περιγράφουν τον Αλγόριθμο Ζευγαρώματος Μελισσών για την επίλυση προβλημάτων Δρομολόγησης Οχημάτων. Από την άλλη, για τα προβλήματα SSCFLP, ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Αποικίας Μυρμηγκιών

(Ant Colony Optimization) έχει χρησιμοποιηθεί περισσότερο ανάμεσα στις μεθόδους νοημοσύνης σμήνους. Χαρακτηριστικά, οι Kumweang and Kawtummachai (2005) επιλύουν το πρόβλημα SSCFLP με τον Αλγόριθμο Αποικίας Μυρμηγκιών.

Εξαιτίας της περιορισμένης βιβλιογραφικής έρευνας για την επίλυση προβλημάτων χωροθέτησης με τη χρήση μεθόδων Νοημοσύνης Σμήνους στην παρούσα Διπλωματική εξετάζεται ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Ζευγαρώματος Μελισσών, HBMA, για την επίλυση του προβλήματος Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων με περιορισμούς Χωρητικότητας Απλής Ανάθεσης. Στο κεφάλαιο που ακολουθεί, αναφέρονται τα χαρακτηριστικά των μεθοδολογιών της Νοημοσύνης Σμήνους και στη συνέχεια παρουσιάζονται οι Γενετικοί Αλγόριθμοι.

Κεφάλαιο 5. Νοημοσύνη Σμήνους και Γενετικοί Αλγόριθμοι

5.1. Νοημοσύνη σμήνους

Η θεωρία σμήνους αναφέρεται στον τρόπο οργάνωσης κοινοτήτων στο ζωικό βασίλειο και στην εκπληκτική αποτελεσματικότητά τους. Ο κεντρικός κανόνας που ρυθμίζει τις λειτουργίες σε μία τέτοια κοινότητα, είναι ότι κανένας δε δίνει διαταγές και ότι όλοι είναι απόλυτα ίσοι. Υποστηρίζεται ότι, τα έντομα που χρησιμοποιούν τέτοιες τεχνικές έχουν χαμηλή νοημοσύνη ως αυτόνομες μονάδες, αλλά πολύ υψηλή νοημοσύνη ως ομάδα ή αλλιώς σμήνος.

Ο όρος Νοημοσύνη Σμήνους παρουσιάστηκε για πρώτη φορά, από τους Beni and Wang (1989), στην εργασία τους για τα Κυψελοειδή Ρομποτικά Συστήματα (Cellular Robotics Systems). Η θεωρία σμήνους ή «νοημοσύνη σμήνους» εντοπίζεται στη συμπεριφορά των κοινωνικών εντόμων, στα σπονδυλωτά, στα σμήνη πουλιών και στη συμπεριφορά της αγέλης. Χρησιμοποιώντας μυρμήγκια και άλλα κοινωνικά έντομα σαν μοντέλα, κατασκευάζονται εικονικά έντομα (παράγοντες λογισμικού), που συνεργάζονται για να λύσουν πολυσύνθετα προβλήματα. Τα έντομα που ζουν σε αποικίες (μυρμήγκια, μέλισσες, σφήκες, τερμίτες κ.α.) ήταν πάντα αντικείμενο θαυμασμού για τον άνθρωπο. Κάθε έντομο σε μια αποικία φαίνεται να έχει τη δική του ημερήσια διάταξη και όμως σαν σύνολο παρουσιάζουν μια υψηλού επιπέδου οργάνωση. Αυτή η αόρατη ολοκλήρωση των μεμονωμένων δραστηριοτήτων δεν απαιτεί κάποια εποπτεία. Η συμπεριφορά των κοινωνικών εντόμων σε επίπεδο αποικίας στην πλειοψηφία των περιπτώσεων προκύπτει από αλληλεπιδράσεις μεταξύ των μεμονωμένων ατόμων. Αν και αυτές οι αλληλεπιδράσεις μπορεί να είναι απλές (π.χ. ένα μυρμήγκι απλώς ακολουθεί το μονοπάτι που χάραξε ένα άλλο), όλες μαζί μπορούν να λύσουν δύσκολα προβλήματα (όπως η εύρεση του συντομότερου δρόμου ανάμεσα σε αμέτρητες δυνατές

διαδρομές προς την τροφή). Αυτή η συλλογική συμπεριφορά που προκύπτει από μια ομάδα κοινωνικών εντόμων ονομάστηκε «Νοημοσύνη Σμήνους».

Η Νοημοσύνη Σμήνους (Swarm Intelligence) είναι ένας όρος της Τεχνητής

*Νοημοσύνης ο οποίος περιγράφει αυτοοργανούμενα, αποκεντρωμένα και
πολυπρακτορικά συστήματα με συλλογική νοημοσύνη.*

Στην Τεχνητή Νοημοσύνη, «Πολυπρακτορικό Σύστημα» ονομάζεται ένα συνθετικό πολύπλοκο σύστημα, πιθανώς αυτοοργανούμενο, του οποίου τα δομικά μέρη, οι πράκτορες, συνεργάζονται ισότιμα για την επίλυση ενός εύρους προβλημάτων αλλά διατηρούν ένα βαθμό αυτονομίας. Κάθε πράκτορας έχει περιορισμένη γνώση του περιβάλλοντος και του ίδιου του συστήματος ενώ η ολική συμπεριφορά του τελευταίου αποτελεί τυπικό παράδειγμα φαινομένου ανάδυσης. Ο όρος αφορά συνθετικά συστήματα που δεν απαντώνται στη φύση, ταιριάζει όμως και με τη μοντελοποίηση φυσικών πολύπλοκων συστημάτων από τα οποία αντλεί έμπνευση. Η Συλλογική Νοημοσύνη είναι ένα φαινόμενο ανάδυσης συμπεριφορών σε πολύπλοκα συστήματα οι οποίες αφορούν γνωστικές λειτουργίες ή ακόμα και ευφυΐα. Συλλογική νοημοσύνη μπορεί να παρατηρηθεί σε βιολογικά, ηλεκτρονικά ή και κοινωνικά συστήματα. Πρόκειται, λοιπόν, για συστήματα οργάνωσης κοινοτήτων που διέπονται από ελάχιστους βασικούς κανόνες οργάνωσης και ικανοποίησης στόχων, ενώ η λήψη αποφάσεων είναι πλήρως αποκεντρωτική. Τέτοιου είδους οργάνωση μπορεί να αυξήσει τη συνολική νοημοσύνη ενός οργανισμού και τον απαιτούμενο χρόνο ανταπόκρισης στις αλλαγές του εξωτερικού περιβάλλοντος.

Τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα των Συστημάτων Νοημοσύνης Σμήνους είναι τα εξής:

- Αποτελούνται από μεγάλο αριθμό ατόμων (πληθυσμός).
- Τα άτομα είναι σχετικά ομοιογενή, πανομοιότυπα ή ανήκουν σε κάποιες κατηγορίες.
- Οι αλληλεπιδράσεις μεταξύ των ατόμων βασίζονται σε απλούς κανόνες

συμπεριφοράς που εκμεταλλεύονται μόνο τις τοπικές πληροφορίες που τα άτομα ανταλλάσσουν άμεσα ή μέσω του περιβάλλοντος.

- Η γενική συμπεριφορά του συστήματος εξαρτάται από τις αλληλεπιδράσεις των ατόμων μεταξύ τους και με το περιβάλλον τους.

Συνοψίζοντας, η χαρακτηριστική ιδιότητα ενός συστήματος νοημοσύνης σμήνους είναι η δυνατότητά να ενεργήσει με έναν συντονισμένο τρόπο χωρίς την παρουσία ενός συντονιστή ή ενός εξωτερικού ελεγκτή. Παρά την έλλειψη ατόμων, υπεύθυνων για την ομάδα, το σμήνος σαν σύνολο μπορεί να εμφανίσει ευφυή συμπεριφορά. Αυτό είναι το αποτέλεσμα της αλληλεπίδρασης γειτονικών ατόμων στο χώρο που ενεργούν βάσει απλών κανόνων. Συχνότερα, η συμπεριφορά κάθε ατόμου του σμήνους περιγράφεται στους πιθανολογικούς όρους: Κάθε άτομο έχει μια πιθανολογική συμπεριφορά που εξαρτάται από την τοπική αντίληψή του για τη γειτονιά.

Τα πιο σημαντικά αρνητικά γνωρίσματα της νοημοσύνης σμήνους είναι ότι εξαιτίας της συμπεριφοράς που παρουσιάζουν δεν μπορεί να γίνει εξαγωγή συμπερασμάτων από την ατομική συμπεριφορά με βάση τη συλλογική συμπεριφορά. Απλά παρατηρώντας μεμονωμένους άτομα δεν μπορεί κανείς να καταλήξει σε ασφαλή συμπεράσματα. Η έλλειψη καθολικής γνώσης για το περιβάλλον αλλά και τη λειτουργία της ομάδας μπορεί να θεωρηθεί αρνητικός παράγοντας σε κάποιες περιπτώσεις. Επιπλέον, το σύστημα είναι εξαιρετικά ευαίσθητο στις παραμέτρους λειτουργίας του, κάτι που σημαίνει ότι η αλλαγή μιας παραμέτρου μπορεί να επιφέρει μεγάλες αλλαγές.

Χαρακτηριστικά αλλά και εντυπωσιακά παραδείγματα συμπεριφοράς σμήνους εμφανίζονται σε διάφορους ζωντανούς οργανισμούς. Πολλά έντομα όπως τα μυρμήγκια, οι μέλισσες εκτελούν διάφορες εργασίες ζωτικής σημασίας σαν σύνολο, κάτι που σαν άτομα ξεχωριστά δεν θα μπορούσαν να επιτύχουν. Ανώτεροι οργανισμοί όπως κάποια είδη πτηνών ή ψαριών χαρακτηρίζονται από την τάση να δημιουργούν σμήνη (κοπάδια) κυρίως για λόγους

επιβίωσης. Είναι γεγονός άλλωστε ότι η συσπείρωση των ψαριών σε ένα κοπάδι αυξάνει το βαθμό προστασίας από κάποιο θηρευτή, αν και σε επίπεδο ατόμων ευνοούνται τα άτομα που βρίσκονται στο εσωτερικό της ομάδας ενώ τα άτομα στα άκρα είναι περισσότερο εκτεθειμένα σε κίνδυνο. Συμπεριφορά σμήνους παρουσιάζεται επίσης και σε θηλαστικά για παρόμοιους λόγους επιβίωσης αν και οι αναδυόμενες συμπεριφορές δεν είναι πάντα αμυντικές. Χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι οι αγέλες των λύκων, μια καθαρά επιθετική περίπτωση συμπεριφοράς σμήνους, η οποία σε επίπεδο παρατήρησης αποσκοπεί στην περικύκλωση-παγίδευση θηράματος από την αγέλη. Στον πίνακα που ακολουθεί παρουσιάζονται κάποια παραδείγματα προτύπων συμπεριφοράς σμήνους που συναντώνται στη φύση:

Διαμόρφωση μονοπατιών	Μυρμήγκια
Αποθήκευση τροφής	Μυρμήγκια
Μεταφορά τροφής	Μυρμήγκια
Αναζήτηση τροφής	Μυρμήγκια, Μέλισσες
Κατανομή έργου	Σφήκες
Κατασκευή Κυψελών	Μέλισσες, Σφήκες
Συγχρονισμός	Πυγολαμπίδες
Κατασκευή Ιστού	Αράχνες
Εκπαίδευση	Ψάρια

Τον τελευταίο καιρό, μια διαρκώς αυξανόμενη κοινότητα ερευνητών, εφευρίσκει τρόπους για την εφαρμογή της νοημοσύνης σμήνους σε διαφορετικά προβλήματα. Η αναζήτηση τροφής από τα μυρμήγκια, έχει οδηγήσει σε μια νέα μέθοδο για την αναδρομολόγηση της κυκλοφορίας στα σύγχρονα τηλεπικοινωνιακά δίκτυα. Η συνεργατική αλληλεπίδραση των μυρμηγκιών που προσπαθούν να μεταφέρουν ένα μεγάλο κομμάτι τροφής μπορεί να

οδηγήσει σε πιο αποτελεσματικούς αλγορίθμους για χρήση σε ρομπότ. Ο καταμερισμός της εργασίας ανάμεσα στις μέλισσες ίσως βοηθήσει σε αποτελεσματικότερες διαδικασίες στις βιομηχανίες με αλυσίδα συναρμολόγησης. Οι εφαρμογές που μπορεί να βρει η νοημοσύνη σμήνους είναι σημαντικές και αφορούν πολλούς τομείς. Αλλά η σχετική έρευνα βρίσκεται ακόμα στη βρεφική ηλικία. Οι επιστήμονες δεν ξέρουν όλες τις λεπτομέρειες των αλληλεπιδράσεων μέσα στα σμήνη κοινωνικών εντόμων και χωρίς αυτές τις πληροφορίες δεν μπορούν να κατασκευάσουν λογισμικό που να τις προσομοιώνει. Επιπλέον, η νοημοσύνη σμήνους στερείται μιας γενικής θεώρησης των πραγμάτων και έτσι δεν μπορεί να εφαρμοστεί σε προβλήματα που απαιτούν βαθιά συλλογιστική.

5.2. Γενετικοί Αλγόριθμοι

Τα τελευταία χρόνια έχουν αναπτυχθεί στο χώρο των εφαρμοσμένων μαθηματικών πολλές μέθοδοι βελτιστοποίησης που βασίζονται είτε στους μηχανισμούς της φυσικής επιλογής και της Γενετικής, είτε σε αλγόριθμους που στηρίζονται σε διαδικασίες εμπνευσμένες από τη φύση. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι ανήκουν στον κλάδο της επιστήμης των υπολογιστών και αποτελούν μια μέθοδο αναζήτησης βέλτιστων λύσεων σε προβλήματα που περιέχουν πολλές παραμέτρους και δεν υπάρχει αναλυτική μέθοδος που να μπορεί να βρει το βέλτιστο συνδυασμό τιμών για τις μεταβλητές ώστε να επιτευχθεί η ορθή επίλυση του υπό εξέταση συστήματος.

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms) μαζί με τον Εξελικτικό Προγραμματισμό (Evolutionary Programming), τις Στρατηγικές Εξέλιξης (Evolution Strategies), τα Συστήματα Ταξινόμησης (Classifier Systems) και το Γενετικό Προγραμματισμό (Genetic Programming) αποτελούν μια κατηγορία συστημάτων επίλυσης προβλημάτων που είναι ευρύτερα γνωστή με τον όρο Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (Evolutionary Algorithms), αφού χρησιμοποιούν τεχνικές

της κληρονομικότητας, της μετάλλαξης, της επιλογής και της διασταύρωσης, οι οποίες είναι ευρέως διαδεδομένες στην Εξελικτική Βιολογία (Evolutionary Biology) .

5.2.1. Ιστορικά Γενετικών Αλγορίθμων

Η πρώτη εμφάνιση των Γενετικών Αλγορίθμων χρονολογείται στις αρχές του 1950, όταν διάφοροι επιστήμονες από το χώρο της βιολογίας αποφάσισαν να χρησιμοποιήσουν υπολογιστές στην προσπάθειά τους να προσομοιώσουν πολύπλοκα βιολογικά συστήματα. Η συστηματική τους ανάπτυξη όμως, πραγματοποιήθηκε στις αρχές του 1970 από τον John Holland το 1975 και τους συνεργάτες του στο Πανεπιστήμιο του Michigan. Η βασική ιδέα που κρύβεται πίσω από τους ΓΑ είναι η μίμηση των μηχανισμών της βιολογικής εξέλιξης που απαντώνται στη φύση.

Οι ΓΑ χρησιμοποιούν ορολογία δανεισμένη από το χώρο της Φυσικής Γενετικής. Κάθε άτομο (individual) ή γενότυπος (genotype) αποτελείται από χρωμοσώματα (chromosomes). Με τη σειρά τους, τα χρωμοσώματα αποτελούνται από γονίδια (genes) που είναι διατεταγμένα σε γραμμική ακολουθία. Κάθε γονίδιο επηρεάζει την κληρονομικότητα ενός ή περισσότερων χαρακτηριστικών. Κάθε γενότυπος αναπαριστά μια πιθανή λύση σε ένα πρόβλημα. Το «αποκωδικοποιημένο» περιεχόμενο ενός συγκεκριμένου χρωμοσώματος καλείται φαινότυπος (phenotype). Μια διαδικασία εξέλιξης που εφαρμόζεται πάνω σε ένα πληθυσμό αντιστοιχεί σε ένα εκτενές ψάξιμο στο χώρο των πιθανών λύσεων.

5.2.2. Λειτουργία Γενετικών Αλγορίθμων

Σημαντικός παράγοντας για την αποτελεσματική επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης με τη χρήση Γενετικών Αλγορίθμων είναι η μαθηματική μοντελοποίηση του προβλήματος καθώς και ο τρόπος αναπαράστασης των μεταβλητών του. Η συνηθέστερη μέθοδος αναπαράστασης είναι ο τύπος ακολουθίας (string), αφού οι γενετικοί τελεστές είναι

κατάλληλοι για αυτόν τον τύπο. Τα διαφορετικά σχήματα αναπαράστασης μπορεί να προκαλέσουν διαφορετικές επιδόσεις αναφορικά με την ακρίβεια και τον υπολογιστικό χρόνο. Γενικότερα, υπάρχουν δύο γενικές μέθοδοι αναπαράστασης για αριθμητικά προβλήματα βελτιστοποίησης (Michalewicz, 1992).

Η πρώτη μέθοδος χρησιμοποιεί την αναπαράσταση με μια δυαδική ακολουθία. Αυτή η μέθοδος είναι δημοφιλής γιατί το δυαδικό αλφάβητο προσφέρει το μέγιστο αριθμό σχημάτων ανά bit σε σχέση με άλλες τεχνικές κωδικοποίησης. Σε αυτή την μέθοδο αναπαράστασης, κάθε μεταβλητή απόφασης στο σύνολο παραμέτρων κωδικοποιείται ως μια δυαδική σειρά και στη συνέχεια, οι παράμετροι συνδέονται για να σχηματίσουν ένα χρωμόσωμα. Η δεύτερη μέθοδος κωδικοποίησης είναι η χρησιμοποίηση ενός διανύσματος ακέραιων ή πραγματικών αριθμών, με τον κάθε ακέραιο ή πραγματικό αριθμό να αναπαριστά μια μοναδική παράμετρο. Η χρήση των γονιδίων με πραγματικές τιμές στους ΓΑ, θεωρείται ότι προσφέρει διάφορα πλεονεκτήματα στην αριθμητική συνάρτηση βελτιστοποίησης σε σχέση με τις δυαδικές κωδικοποιήσεις. Η αποδοτικότητα των ΓΑ αυξάνεται δεδομένου ότι δεν υπάρχει καμία ανάγκη να μετατραπούν τα χρωμοσώματα στους φαινοτύπους πριν από κάθε αξιολόγηση της συνάρτησης γεγονός που συμβάλλει στη χρήση λιγότερης μνήμης.

Βήματα Γενετικών Αλγορίθμων

1. Δημιουργία Αρχικού Πληθυσμού
2. Αξιολόγηση κάθε ατόμου πληθυσμού με μια συνάρτηση καταλληλότητας (*fitness function*)
3. Επιλογή γονέων
4. Αναπαραγωγή
 - α. Δημιουργία νέου πληθυσμού με γενετική διασταύρωση (*crossover*) από τον προηγούμενο πληθυσμό

β. Μετάλλαξη στον νέο πληθυσμό

5. Αξιολόγηση με τη συνάρτηση καταλληλότητας και επιλογή καλύτερου πληθυσμού

6. Αντικατάσταση του παλιού πληθυσμού με τον καινούριο

7. Ο αλγόριθμος ολοκληρώνεται όταν ικανοποιηθεί ένα κριτήριο τερματισμού

Δημιουργία του αρχικού πληθυσμού

Ξεκινώντας την εκτέλεση ενός Γενετικού Αλγορίθμου εξετάζεται το πρόβλημα δημιουργίας του Αρχικού Πληθυσμού, μιας ομάδας αρχικών λύσεων, οι οποίες σε κάθε επαναλήψεις (γενιές) θα μεταβάλλονται με σκοπό τη συνεχή βελτίωση του πληθυσμού. Υπάρχουν δύο τρόποι κατασκευής του Αρχικού Πληθυσμού. Ο πρώτος προκύπτει από την τυχαία παραγωγή λύσεων που δημιουργούνται από μια γεννήτρια τυχαίων αριθμών. Αυτή η μέθοδος προτιμάται σε προβλήματα όπου δεν υπάρχει προηγούμενη γνώση για την αξιολόγηση της επίδοσης του αλγόριθμου. Η δεύτερη μέθοδος χρησιμοποιεί τη γνώση από πριν και κατασκευάζει τον Αρχικό Πληθυσμό λαμβάνοντας υπόψη του λύσεις οι οποίες ικανοποιούν κάποιες προδιαγραφές. Σε αυτή την περίπτωση, ο ΓΑ αρχίζει με ένα σύνολο προσεγγιστικών λύσεων και με αποτέλεσμα να συγκλίνει σε μια βέλτιστη λύση σε λιγότερο χρόνο σε σχέση με την πρώτη μέθοδο.

Υλοποίηση Γενετικού Αλγορίθμου

Ένας απλός γενετικός αλγόριθμος υλοποιείται σε τρία βασικά στάδια:

1. Αρχικοποίηση

- κωδικοποίηση των μεταβλητών απόφασης σε γονίδια και στην συνέχεια σε χρωμοσώματα
- αρχικοποίηση του πληθυσμού, δηλαδή δημιουργία της πρώτης γενιάς
- εφαρμογή της συνάρτησης κόστους σε κάθε χρωμόσωμα

2. Αναπαραγωγή

- αναπαραγωγή μέσω της επιλογής με βάση την τιμή της συνάρτησης κόστους του κάθε ατόμου
- εφαρμογή διασταύρωσης και μετάλλαξης που θα δώσει την επόμενη γενιά

3. Αντικατάσταση γενιάς

- αντικατάσταση της προηγούμενης γενιάς με την νέα
- εφαρμογή της συνάρτησης κόστους σε κάθε χρωμόσωμα
- έλεγχος του κριτηρίου τερματισμού του γενετικού αλγόριθμου

Βασικές Έννοιες Γενετικών Αλγορίθμων

○ **Γονίδια και Χρωμοσώματα**

Το γονίδιο αποτελεί τη βασική δομική μονάδα στην γενετική αλλά και στην μέθοδο βελτιστοποίησης με τη χρήση ΓΑ. Τα γονίδια αποτελούν την κωδικοποιημένη παράσταση των παραμέτρων βελτιστοποίησης ενώ τα χρωμοσώματα περιέχουν το σύνολο των γονιδίων. Πιο συγκεκριμένα, κάθε άτομο του πληθυσμού παριστάνεται με μια συμβολοσειρά ενός πεπερασμένου αλφάβητου, το οποίο καλείται χρωμόσωμα.

○ **Γονείς**

Η διαδικασία επιλογής γονέων σχετίζεται με την απόδοση πιθανοτήτων επιλογής προς αναπαραγωγή στα μέλη ενός πληθυσμού υποψηφίων λύσεων. Κατά τη διαδικασία αυτή, κάποιοι γονείς με υψηλή τιμή στη συνάρτηση καταλληλότητας ενδέχεται να επιλεγούν προς αναπαραγωγή περισσότερες από μία φορές, ενώ κάποιοι γονείς με χαμηλή καταλληλότητα ενδέχεται να μην επιλεγούν καθόλου. Έπειτα από την διαδικασία αρχικοποίησης του πληθυσμού, όπου δημιουργείται η πρώτη γενιά, επιλέγονται ζευγάρια χρωμοσωμάτων από τον πληθυσμό τα οποία ονομάζονται γονείς. Ο τρόπος επιλογής των γονέων που θα

ζευγαρώσουν επηρεάζει σημαντικά την απόδοση των γενετικών αλγορίθμων. Δυο προβλήματα που εμφανίζονται συχνά στους γενετικούς αλγόριθμους και τα οποία μπορούν να αντιμετωπιστούν με τροποποίηση της διαδικασίας επιλογής, είναι η πρόωρη σύγκλιση (premature convergence) και η αργή σύγκλιση (slow convergence). Με τον όρο «σύγκλιση» εννοούμε την επικράτηση ενός χρωμοσώματος ή μικρών παραλλαγών του, σε μεγάλο ποσοστό στον πληθυσμό.

ο Πληθυσμός και Γενιές

Ο πληθυσμός αποτελείται από μία ομάδα πιθανών λύσεων σε μορφή χρωμοσωμάτων. Χρησιμοποιείται από τον γενετικό αλγόριθμο για την εύρεση της βέλτιστης λύσης. Οι επαναλήψεις του γενετικού αλγόριθμου ονομάζονται γενιές. Η αναπαραγωγή η οποία αποτελείται από την επιλογή (selection), τη διασταύρωση (crossover) και τη μετάλλαξη (mutation) συνεχίζεται, έως ότου να δημιουργηθεί μία νέα γενιά η οποία θα αντικαταστήσει την προηγούμενη. Εκείνα τα χρωμοσώματα της εκάστοτε γενιάς που έχουν τα καλύτερα χαρακτηριστικά, θα παράγουν περισσότερα αντίγραφα τους στην επόμενη γενιά με αποτέλεσμα την σύγκλιση του πληθυσμού προς την βέλτιστη λύση. Η διαδικασία ολοκληρώνεται όταν τα κριτήρια τερματισμού έχουν ικανοποιηθεί.

Με έναν αποδοτικό γενετικό αλγόριθμο, ο πληθυσμός θα πρέπει μετά από αρκετές επαναλήψεις να συγκλίνει προς το ολικό μέγιστο. Η σύγκλιση αυτή αφορά είτε το καλύτερο στοιχείο του πληθυσμού ή το μέσο όρο αυτού. Ένα γονίδιο θεωρείται ότι έχει συγκλίνει, όταν έχει την ίδια τιμή στο 95% των χρωμοσωμάτων. Ένας πληθυσμός θεωρείται ότι έχει συγκλίνει, όταν όλα τα γονίδια του έχουν συγκλίνει.

ο Παιδιά – Απόγονοι

Οι απόγονοι δημιουργούνται από την εφαρμογή στοχαστικών τελεστών στο επιλεγμένο ζεύγος γονέων, όπως η διασταύρωση (crossover) και η μετάλλαξη (mutation). Η διασταύρωση αποτελεί τελεστή επανασύνδεσης καθώς αφορά την τυχαία επιλογή του σημείου του χρωμοσώματος όπου θα γίνει η αντιστοίχιση και η συνένωση του γενετικού υλικού των δύο γονέων. Αποτέλεσμα είναι τα δύο παιδιά να φέρουν χαρακτηριστικά και των δύο γονέων.

- **Διασταύρωση**

Ο τελεστής της διασταύρωσης δέχεται σαν όρισμα τα χρωμοσώματα των γονέων και παράγει τα χρωμοσώματα των παιδιών. Η επίδραση της διασταύρωσης είναι ότι διαμορφώνει εκ νέου τα γονίδια με στόχο την δημιουργία καλύτερων χρωμοσωμάτων. Η διασταύρωση που αντιπροσωπεύει την επανασύνδεση αποτελεί τον πιο σημαντικό από τους τελεστές των ΓΑ. Έχει παρατηρηθεί ότι οι τιμές πιθανότητας διασταύρωσης p_{cross} αν είναι μεταξύ 0.6 και 0.8 επιτυγχάνουν τα καλύτερα αποτελέσματα.

Οι πιο συνηθισμένοι τελεστές είναι:

1. Διασταύρωση ενός σημείου (single-point crossover)
2. Διασταύρωση δύο σημείων (two-point crossover)
3. Ομοιόμορφη διασταύρωση (uniform crossover)
4. Μετάλλαξη σημείου (point mutation)

- **Μετάλλαξη**

Η μετάλλαξη αλλάζει την τιμή ενός τυχαία επιλεγμένου γονιδίου του χρωμοσώματος και αποτελεί ένα μηχανισμό ο οποίος διασφαλίζει ότι η επιλογή δεν συγκλίνει σε ένα τοπικό μέγιστο. Επίσης διευρύνει την περιοχή αναζήτησης, καθώς εισάγει γενετικό υλικό το οποίο

δεν υπάρχει στην προηγούμενη γενιά, ούτε είναι δυνατόν να προκύψει από τον τελεστή διασταύρωσης.

- **Συνάρτηση κόστους**

Η αντικειμενική συνάρτηση η οποία καθορίζει τον στόχο βελτιστοποίησης, ονομάζεται συνάρτηση κόστους ή συνάρτηση καταλληλότητας. Η συνάρτηση κόστους δέχεται ως είσοδο ένα χρωμόσωμα και επιστρέφει έναν αριθμό που υποδηλώνει πόσο κατάλληλο είναι, δηλαδή αναθέτει μία τιμή σε κάθε χρωμόσωμα του πληθυσμού. Η τιμή αυτή αποτελεί κριτήριο για το πόσο ικανοποιητική είναι η λύση που αντιπροσωπεύει το κάθε χρωμόσωμα στην συγκεκριμένη φάση.

Κεφάλαιο 6. Αλγόριθμος Ζευγαρώματος Μελισσών (Honey Bees Mating Algorithm)

Ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Ζευγαρώματος Μελισσών (Honey Bees Mating Optimization) προσομοιώνει τη διαδικασία ζευγαρώματος της βασίλισσας σε μια κυψέλη. Η διαδικασία ζευγαρώματος της βασίλισσας ξεκινάει όταν η βασίλισσα αποφασίζει να πετάξει μακριά από την φωλιά κάνοντας την πτήση ζευγαρώματος κατά την οποία οι κηφήνες την ακολουθούν και ζευγαρώνουν με αυτή στον αέρα.

Αρχικά, θα πρέπει να περιγράψουμε τα χαρακτηριστικά των μελισσών, τη δομή μιας κυψέλης και στη συνέχεια τον τρόπο με τον οποίο επιτυγχάνεται η διαδικασία ζευγαρώματος των μελισσών. Οι μέλισσες είναι κοινωνικά έντομα, δουλεύουν μαζί και κατασκευάζουν φωλιές οι οποίες ονομάζονται κυψέλες που μπορούν να περιλάβουν μέχρι και 20.000 άτομα κατά τη διάρκεια των καλοκαιρινών μηνών. Μια αποικία από μέλισσες συνήθως αποτελείται από μια βασίλισσα, από 0 έως μερικές χιλιάδες κηφήνες (drones) και συνήθως από 10.000 – 60.000 εργάτριες (workers). Υπάρχει μόνο μία βασίλισσα στην κυψέλη που ο κύριος σκοπός της είναι να γεννά αυγά. Μπορεί να γεννήσει μέχρι 1.500 αυγά την ημέρα και μπορεί να ζήσει από 5 έως 6 χρόνια. Μόνο η βασίλισσα μπορεί να φάει βασιλικό πολτό που την κάνει μεγαλύτερη από όλες τις άλλες μέλισσες στην κυψέλη. Οι κηφήνες παίζουν το ρόλο του πατέρα στις κυψέλες αφού ο κύριος ρόλος τους είναι να παρέχουν το σπέρμα τους στη βασίλισσα. Στο τέλος της σεζόν οι κηφήνες φεύγουν από την κυψέλη για να πεθάνουν. Οι κηφήνες ποτέ δεν ζουν πάνω από 6 μήνες. Οι εργάτριες κάνουν όλες τις δουλειές που χρειάζεται για να λειτουργήσει η κυψέλη. Στην ουσία φυλάνε την κυψέλη και είναι στείρα θηλυκά. Όταν είναι νέες μένουν στην κυψέλη και κάνουν όλες τις κατασκευαστικές δουλειές όπως και τη φροντίδα των νεογνών. Οι μεγαλύτερες εργάτριες βγαίνουν έξω από την κυψέλη και ψάχνουν να βρουν νέκταρ, νερό και γύρη και γενικά οτιδήποτε χρειάζεται η κυψέλη. Οι εργάτριες που θα γεννηθούν στην αρχή της σεζόν θα ζήσουν περίπου 6 βδομάδες ενώ αυτές

που θα γεννηθούν το φθινόπωρο θα ζήσουν μέχρι την επόμενη άνοιξη. Στη διαδικασία ζευγαρώματος των μελισσών, η βασίλισσα ζευγαρώνει κατά την διάρκεια των πτήσεων ζευγαρώματος αρκετά μακριά από την κυψέλη. Μια πτήση ζευγαρώματος ξεκινάει με ένα χορό που πραγματοποιείται από την βασίλισσα, που στην συνέχεια ξεκινάει μια πτήση ζευγαρώματος κατά την οποία οι κηφήνες την ακολουθούν και ζευγαρώνουν μαζί της στον αέρα. Η βασίλισσα καταδιώκεται από ένα μεγάλο σμήνος από κηφήνες. Η γονιμοποίηση τελειώνει με το θάνατο του κηφήνα και με την βασίλισσα να έχει πάρει το σημάδι ότι ζευγάρωσε με τον κηφήνα. Η βασίλισσα μπορεί να ζευγαρώσει πολλές φορές κατά την διάρκεια μιας πτήσης αλλά ο κηφήνας μονάχα μία φορά. Σε κάθε ζευγάρι με διαφορετικό κηφήνα, το σπέρμα του κηφήνα αποθηκεύεται στην σπερματοθήκη της βασίλισσας για να δημιουργήσει το γενετικό υλικό της αποικίας. Κάθε φορά που η βασίλισσα γεννάει γονιμοποιημένα αυγά χρησιμοποιεί μια μίξη από το σπέρμα που έχει αποθηκεύσει από όλους τους κηφήνες στην σπερματοθήκη της. Το πρώτο πράγμα που πρέπει να επιλεγεί στον συγκεκριμένο αλγόριθμο είναι ο πληθυσμός των μελισσών που θα αποτελέσουν την αρχική κυψέλη. Συνήθως, αν και αυτό δεν είναι απαραίτητο, οι αρχικές λύσεις επιλέγονται όπως σε κάθε γενετικό αλγόριθμο δηλαδή τυχαία. Το καλύτερο μέλος του αρχικού πληθυσμού είναι η βασίλισσα και όλα τα υπόλοιπα μέλη είναι οι κηφήνες. Από την στιγμή που οι εργάτριες δεν συμμετέχουν στις πτήσεις ζευγαρώματος έχουν ρόλο μόνο σαν μέθοδοι τοπικής αναζήτησης όπως περιγράφεται στη συνέχεια.

Πριν ξεκινήσουν οι πτήσεις ζευγαρώματος, ο χρήστης πρέπει να καθορίσει ένα αριθμό που αντιστοιχεί στο μέγεθος της σπερματοθήκης της βασίλισσας. Αυτός ο αριθμός αντιστοιχεί στο μέγιστο αριθμό από ζευγαρώματα που μπορεί να κάνει η βασίλισσα σε μία μόνο πτήση. Κάθε φορά που η βασίλισσα ζευγαρώνει με κάποιο κηφήνα ο γονότυπος του κηφήνα αποθηκεύεται στην σπερματοθήκη μέχρι να γεμίσει, οπότε τελειώνει η πτήση ζευγαρώματος της βασίλισσας. Δύο ακόμα παράμετροι που πρέπει να καθοριστούν είναι ο αριθμός των

βασιλισσών και ο αριθμός των νεογνών (απογόνων) που θα γεννήσουν όλες οι βασίλισσες. Πολλές εφαρμογές έχουν χρησιμοποιήσει παραπάνω από μία βασίλισσες που όμως δεν αντιστοιχεί στην πραγματικότητα αφού κάθε κυψέλη έχει μόνο μία βασίλισσα. Έτσι, για αλγοριθμικούς λόγους μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε παραπάνω από μία βασίλισσες όμως η πιο σωστή επιλογή είναι αυτή που αντιστοιχεί στην πραγματική ζωή, δηλαδή μία βασίλισσα. Ο αριθμός των νεογνών μπορεί να είναι είτε ίσος με το μέγεθος της σπερματοθήκης είτε μικρότερος είτε ακόμα και μεγαλύτερος γιατί όπως αναφέρθηκε και παραπάνω το κάθε νεογνό δεν παίρνει γονίδια μόνο από την βασίλισσα και από ένα κηφήνα αλλά επιλέγει από το γενετικό υλικό όλων των κηφήνων που έχει αποθηκευτεί μέσα στην σπερματοθήκη. Στην συνέχεια ξεκινάμε την πτήση ζευγαρώματος της βασίλισσας. Αυτή η πτήση μπορεί να θεωρηθεί σαν ένα σύνολο από μεταβάσεις στο χώρο λύσεων όπου η βασίλισσα κινείται από τη μία κατάσταση στην άλλη με κάποια ταχύτητα και ζευγαρώνει με κάποια πιθανότητα με τον κηφήνα που βρίσκεται στην συγκεκριμένη κατάσταση. Στο ξεκίνημα της πτήσης, η βασίλισσα ξεκινάει με κάποια ενέργεια και επιστρέφει στην κυψέλη όταν αυτή η ενέργεια είναι στο διάστημα από μηδέν έως το μέγεθος της σπερματοθήκης. Η πιθανότητα να ζευγαρώσει ένας κηφήνας με την βασίλισσα δίνεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$\text{Prob}(D) = e^{\left[\frac{-\Delta(f)}{\text{Speed}(t)} \right]}$$

όπου το $\text{Prob}(D)$ είναι η πιθανότητα να προστεθεί το σπέρμα του κηφήνα D στη σπερματοθήκη της βασίλισσας (δηλαδή είναι η πιθανότητα να πραγματοποιηθεί το ζευγάρι της βασίλισσας και του κηφήνα που συνάντησε κατά τη διαδικασία της πτήσης ζευγαρώματος), $\Delta(f)$ είναι η διαφορά στην τιμή της συνάρτησης ποιότητας της βασίλισσας και του κηφήνα D και $\text{Speed}(t)$ είναι η ταχύτητα της βασίλισσας την χρονική στιγμή t . Η πιθανότητα του ζευγαρώματος είναι υψηλή όταν η βασίλισσα βρίσκεται στο ξεκίνημα της πτήσης ζευγαρώματος ή όταν η συνάρτηση ποιότητας του κηφήνα είναι περίπου τόσο καλή

όσο της βασίλισσας. Μετά από κάθε μετάβαση της βασίλισσας στο χώρο, η ταχύτητα της και η ενέργεια της μειώνονται βάση τους τύπους:

$$\text{Speed}(t + 1) = a \cdot \text{Speed}(t)$$

$$\text{energy}(t + 1) = \text{energy}(t) - \text{step}$$

όπου a είναι ένας παράγοντας στο διάστημα $(0,1)$ και μας δείχνει το ποσό που μειώνεται η ταχύτητα σε κάθε μετάβαση. Αν το a πάρει πολύ μεγάλη τιμή η ταχύτητα μειώνεται αργά, αντίθετα, αν το a πάρει μικρή τιμή η ταχύτητα μειώνεται πολύ γρήγορα. Το step μας δείχνει το ποσό που μειώνεται σε κάθε μετάβαση η ενέργεια. Υπάρχουν υλοποιήσεις του αλγορίθμου που αντί για την εξίσωση της ενέργειας χρησιμοποιούν ένα τύπο της μορφής:

$$\text{energy}(t + 1) = a \cdot \text{energy}(t)$$

ώστε η μείωση στην ταχύτητα και στην ενέργεια να είναι ανάλογες. Αρχικά η ταχύτητα και η ενέργεια της βασίλισσας αρχικοποιούνται τυχαία. Ένας αριθμός από πτήσης ζευγαρώματος πραγματοποιούνται. Στο ξεκίνημα της πτήσης η ταχύτητα είναι συνήθως μεγάλη και έτσι η βασίλισσα κάνει πολύ μεγάλα βήματα στο χώρο. Καθώς η ενέργεια της βασίλισσας μειώνεται οι δυνατότητες αναζήτησης που έχει η βασίλισσα μειώνονται. Ο γονότυπος των κηφίνων που έχει αποθηκευτεί στην σπερματοθήκη της βασίλισσας διασταυρώνεται με τη βασίλισσα με τη χρήση οποιουδήποτε τελεστή διασταύρωσης που έχει την ικανότητα να μπορεί να χρησιμοποιήσει παραπάνω από δύο γονείς.

Ο ρόλος των εργατριών περιορίζεται σε μια απλή διαδικασία τοπικής αναζήτησης, που στην ουσία παίζει το ρόλο του ταΐσματος των νεογνών με βασιλικό πολτό με στόχο να βρεθεί μια καλύτερη βασίλισσα. Για αυτό το λόγο οι εργάτριες δεν είναι ξεχωριστά μέλη του πληθυσμού αλλά χρησιμοποιούνται σαν διαδικασίες τοπικής αναζήτησης με στόχο να βελτιωθούν οι λύσεις που βρέθηκαν από την διαδικασία ζευγαρώματος της βασίλισσας. Κάθε μία από τις

εργάτριες έχουν διαφορετικές ικανότητες και η επιλογή μιας εργάτριας είναι πολύ σημαντική για τη βελτίωση της λύσης του νεογνού. Οι διαφορετικές ικανότητες των εργατριών αντιστοιχούν σε διαφορετικές διαδικασίες τοπικής αναζήτησης, ανάλογα το πρόβλημα που επιλύουμε. Το πιθανό αποτέλεσμα από αυτή την διαδικασία είναι να βρεθεί ένα νεογνό που έχει καλύτερη λύση από τη βασίλισσα και τότε την αντικαθιστά με αποτέλεσμα η τρέχουσα βασίλισσα να φύγει από την κυψέλη. Όλοι τα υπόλοιπα νεογνά θα είναι οι κηφήνες στην επόμενη πτήση ζευγαρώματος της βασίλισσας. Ο πληθυσμός των κηφήνων δε μεταβάλλεται αφού, αν ένας κηφήνας επιλεγεί για ζευγάρι με τη βασίλισσα σε μία πτήση ζευγαρώματος, αμέσως μετά πεθαίνει άρα διαγράφεται από τον συνολικό πληθυσμό. Αν τώρα ο αριθμός των απογόνων είναι μεγαλύτερος από τον αριθμό των κηφήνων που διαγράφηκαν σε μια πτήση ζευγαρώματος τότε επιλέγεται ίσος αριθμός κηφήνων για την επόμενη πτήση όσο ήταν ο αρχικός πληθυσμός. Στην συνέχεια παρουσιάζεται ένας ψευδοκώδικας της μεθόδου:

Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Ζευγαρώματος Μελισσών

Αρχικοποίηση
Δημιουργία αρχικού πληθυσμού
Επιλογή βέλτιστου μέλους του πληθυσμού για βασίλισσα
Επιλογή μέγιστου αριθμού από πτήσεις ζευγαρώματος (**M**)

Επανάλαβε όσο το $i \leq M$

Αρχικοποίηση σπερματοθήκης, ενέργειας και ταχύτητας της βασίλισσας

Επιλογή α και step

Επανάλαβε όσο το $energy > 0$

Επιλογή ενός κηφήνα

Εάν γίνει το ζευγάρωμα με τον κηφήνα

Πρόσθεσε το σπέρμα του κηφήνα στην σπερματοθήκη

Διαγραφή του κηφήνα από τον πληθυσμό

Τέλος

$Speed(t + 1) = a \cdot Speed(t)$

$energy(t + 1) = a \cdot energy(t)$

Για $j = 1$ έως, μέγεθος σπερματοθήκης

Επιλογή μιας ποσότητας σπέρματος από την σπερματοθήκη

Δημιουργία ενός νεογνού με διασταύρωση του σπέρματος και της βασίλισσας

Επιλογή μιας εργάτριας

Βελτίωση της λύσης του νεογνού με την χρήση της εργάτριας

Εάν η λύση του νεογνού είναι καλύτερη από την βασίλισσα

Αντικατέστησε την βασίλισσα με το νεογνό

Διαγραφή της παλιάς βασίλισσας από τον πληθυσμό

αλλιώς

Πρόσθεσε το νεογνό στον πληθυσμό με τους κηφήνες

Τέλος

Τέλος

Συμπερασματικά, μπορούμε να πούμε ότι, ο Αλγόριθμος Ζευγαρώματος Μελισσών αποτελεί μια μορφή Γενετικού Αλγόριθμου με την χρήση ενός πολύ ισχυρού «υπεργονέα», την

βασίλισσα. Οι δύο βασικές διαφορές τους είναι ότι, η βασίλισσα κινείται τυχαία στο χώρο και επιλέγει βάση της ταχύτητας και της ενέργειας της, με ποιον κηφήνα θα ζευγαρώσει, ενώ στον απλό Γενετικό Αλγόριθμο έχουμε ζευγάρια λύσεων να διασταυρώνουν μεταξύ τους. Η δεύτερη σημαντική διαφορά είναι ότι, ακόμα και αν η βασίλισσα ζευγαρώσει με ένα κηφήνα, δε δημιουργεί κατευθείαν ένα νεογνό αλλά αποθηκεύει τον γονότυπο του στη σπερματοθήκη της και κάθε απόγονος δημιουργείται μόνο όταν η πτήση ζευγαρώματος έχει ολοκληρωθεί. Τέλος, οι απόγονοι δεν δημιουργούνται από μία λύση αλλά παίρνουν χαρακτηριστικά από πολλούς κηφήνες και από την βασίλισσα.

Κεφάλαιο 7. Παρουσίαση Αλγορίθμων

Στην παρούσα Διπλωματική Εργασία κατασκευάστηκε ένας Γενετικός Αλγόριθμος (GA) και ο Αλγόριθμος Ζευγαρώματος Μελισσών (HBMA) για την επίλυση του Προβλήματος Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων με Απλή Ανάθεση (SSCFLP). Για την αξιολόγηση τους, χρησιμοποιήθηκαν ένα σύνολο διαφορετικών σεναρίων και στη συνέχεια, γίνεται η μεταξύ τους σύγκριση. Σε αυτό το κεφάλαιο θα περιγραφεί η μοντελοποίηση του προβλήματος, τα σενάρια που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση των δύο μεθόδων καθώς και ο τρόπος κατασκευής και λειτουργίας των αλγορίθμων.

Περιγραφή Δεδομένων

Τόσο ο Γενετικός Αλγόριθμος όσο και ο Αλγόριθμος Ζευγαρώματος των Μελισσών έχουν εξεταστεί ως προς τις επιδόσεις τους, σε 120 διαφορετικά σενάρια όσον αφορά το μέγεθος των δεδομένων τα οποία έχουν προταθεί από τους Cornuejols, Sridharan and Thizy (1991), στην εργασία τους με θέμα «*A comparison of heuristics and relaxations for the capacitated plant location problem*».

Κάθε σενάριο περιγράφεται με τρεις διαφορετικούς δείκτες. Ο πρώτος δείκτης, αναφέρεται στην τάξη του προβλήματος και κυμαίνεται από 1-5. Ο δεύτερος δείκτης, περιγράφει το μέγεθος του προβλήματος με τιμές από 1-8 ενώ ο τρίτος δείκτης αντιπροσωπεύει την αναλογία της συνολικής χωρητικότητας προς τη συνολική ζήτηση. Συνολικά, υπάρχουν έξι διαφορετικά μεγέθη προβλημάτων με τους πελάτες να κυμαίνονται από 25 μέχρι και 500, ενώ οι διαθέσιμες αποθήκες, είναι 10 στο μικρότερο σε μέγεθος σενάριο και φτάνουν τις 50.

Επίσης, η αναλογία της συνολικής χωρητικότητας των αποθηκών προς τη συνολική ζήτηση των πελατών μπορεί να είναι 1.5, 3 ή 5.

Αναλυτικά, για κάθε πελάτη και αποθήκη δίνονται οι επίπεδες συντεταγμένες τους, οι οποίες είναι ακέραιοι αριθμοί και έχουν επιλεγθεί τυχαία από την περιοχή του τετραγώνου με τετμημένη και τεταγμένη [0-1000]. Επίσης, κάθε πελάτης παρουσιάζει μια ζήτηση που πρέπει να ικανοποιηθεί. Η ζήτησεις των πελατών είναι ομοιόμορφα διατεταγμένες στο διάστημα [5,35] και στρογγυλοποιούνται στον αμέσως επόμενο ακέραιο. Αντίστοιχα, κάθε αποθήκη έχει συγκεκριμένη χωρητικότητα την οποία δεν είναι δυνατό να υπερβεί. Οι χωρητικότητες είναι ομοιόμορφα διατεταγμένες στο διάστημα [10,160] και στρογγυλοποιούνται στον αμέσως επόμενο ακέραιο. Στη συνέχεια, για να ικανοποιείται η αναλογία της συνολικής χωρητικότητας προς τη συνολική ζήτηση, οι χωρητικότητες έχουν αναπροσαρμοστεί με αποτέλεσμα το εύρος τους να είναι [7-4094]. Όσον αφορά τα κόστη, για το πρόβλημα Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων με Απλή Ανάθεση, κάθε εγκατάσταση περιγράφεται με το σταθερό και μεταβλητό κόστος συντήρησης και λειτουργίας της. Το σταθερό κόστος (fixed cost) εκφράζει τόσο το έμμεσο όσο και το άμεσο κόστος συντήρησης της εγκατάστασης. Αντίστοιχα, το μεταβλητό κόστος (variable cost) συντήρησης εκφράζει κάποια διαφορετικά έξοδα για την λειτουργία της εγκατάστασης, όπως παράδειγμα η αντικατάσταση βασικών τμημάτων της εγκατάστασης, τα οποία έχουν μικρότερο χρόνο ζωής από τη συνολική εγκατάσταση. Το μεταβλητό κόστος έχει θεωρηθεί ίσο μηδέν σε όλα τα σενάρια επίλυσης, ενώ το σταθερό κόστος για κάθε αποθήκη δίνεται από τον τύπο:

$$\text{σταθερό κόστος} = U[0,90] + U[100,110] \cdot \sqrt{\text{ζήτηση της αποθήκης}}.$$

Αναπαράσταση των λύσεων

Η αναπαράσταση των λύσεων γίνεται με το γραμμικό διάνυσμα τα οποίο περιέχει τόσο δυαδικές ακολουθίες όσο και ακέραιους αριθμούς. Σαν μεταβλητές απόφασης, για το αν είναι ανοικτή ή κλειστή η κάθε αποθήκη χρησιμοποιήθηκε το 0 στην περίπτωση κλειστής-μη χρησιμοποιούμενης στη λύση αποθήκη, ενώ το 1 στην περίπτωση ανοικτής – αποθήκης που

συμμετέχει στην συγκεκριμένη λύση. Παρακάτω, φαίνεται η αναπαράσταση μιας λύσης με τον τρόπο που περιγράφηκε, σε ένα παράδειγμα με πέντε συνολικά διαθέσιμες αποθήκες και 10 πελάτες που πρέπει να εξυπηρετηθούν.

Μεταβλητές									
Απόφασης					Ανάθεσης				
1	0	0	1	1	4	4	5	1	1
5	5	1	5	4	1	5	5	1	5

Είναι φανερό ότι, οι διαστάσεις του διανύσματος προκύπτουν από το άθροισμα των αποθηκών + πελάτες. Οι πέντε πρώτες ($1^{\text{η}}$ - $5^{\text{η}}$) μεταβλητές συμβολίζουν ποιες αποθήκες συμμετέχουν ή όχι στη συγκεκριμένη λύση, και οι τελευταίες μεταβλητές ($6^{\text{η}}$ - $15^{\text{η}}$) δείχνουν την ανάθεση των ανοικτών αποθηκών στους συνολικά 10 πελάτες.

Δημιουργία αρχικού πληθυσμού

Ο αρχικός πληθυσμός προκύπτει από την τυχαία παραγωγή λύσεων που δημιουργούνται από μια γεννήτρια τυχαίων αριθμών. Χρησιμοποιήθηκε αυτή η μέθοδος γιατί δεν υπήρχε προηγούμενη γνώση για την αξιολόγηση της επίδοσης του αλγόριθμου. Κατά συνέπεια, μια γεννήτρια τυχαίων αριθμών αναθέτει σε κάθε πελάτη μια αποθήκη με σκοπό την εξυπηρέτηση της συνολικής ζήτησης. Στη συνέχεια, ελέγχεται η εφικτότητα των αρχικών λύσεων του πληθυσμού με μια διαδικασία διόρθωσης, η οποία εμπεριέχει αυστηρά μια αμερόληπτη ανάθεση για την διόρθωση των διανυσμάτων και έτσι επιτυγχάνεται η δημιουργία ενός συνόλου εφικτών διανυσμάτων το οποίο καλείται Αρχικός Πληθυσμός.

Αντικειμενική Συνάρτηση

Η αντικειμενική συνάρτηση του προβλήματος αναφέρεται στο κόστος κατά τη διαδικασία χωροθέτησης των πιθανών θέσεων εγκατάστασης, αλλά και στην ανάθεση των εγκαταστάσεων στους πελάτες. Συνεπώς, για κάθε πιθανή λύση, το συνολικό κόστος

περιγράφεται από το άθροισμα του σταθερού κόστους των εγκαταστάσεων που συμμετέχουν στη λύση και την ευκλείδεια απόσταση μεταξύ των πελατών και των εγκαταστάσεων που έχει ανατεθεί ο καθένας ξεχωριστά.

Διασταύρωση ΓΑ

Στον Γενετικό Αλγόριθμο η διαδικασία της διασταύρωσης περιλαμβάνει όλα τα διανύσματα του Αρχικού Πληθυσμού. Κατασκευάζοντας τον Αρχικό Πληθυσμό, δημιουργούνται ζευγάρια γονέων τα οποία στη συνέχεια διασταυρώνονται μεταξύ τους για να δημιουργηθεί η επόμενη γενιά. Το πλήθος των ζευγαριών για διασταύρωση που πραγματοποιείται είναι το μισό από το μέγεθος του Αρχικού Πληθυσμού. Ο τελεστής της διασταύρωσης που χρησιμοποιείται είναι διασταύρωση ενός σημείου (one-point crossover). Στη διασταύρωση ενός σημείου, επιλέγεται τυχαία ένα σημείο το οποίο καθορίζει τη θέση που θα γίνει η διασταύρωση ανάμεσα στους δύο γονείς. Ο πρώτος απόγονος προκύπτει από το διάνυσμα του πρώτου γονέα μέχρι το σημείο διασταύρωσης και από το σημείο διασταύρωσης και έπειτα παίρνει το διάνυσμα του δεύτερου γονέα από το σημείο διασταύρωσης και έπειτα. Πρέπει να αναφερθεί ότι, η διασταύρωση γίνεται στο δεύτερο μέρος του διανύσματος, δηλαδή στην ανάθεση των εγκαταστάσεων στους πελάτες και όχι στο δισδιάστατο μέρος του διανύσματος το οποίο αναπαριστά τις ανοικτές-κλειστές αποθήκες. Αφού τελειώσει η διαδικασία της διασταύρωσης ελέγχεται η εφικτότητα των λύσεων και σε περίπτωση που δεν ικανοποιείται, τα διανύσματα διορθώνονται έτσι ώστε να ικανοποιούν όλους τους περιορισμούς που απαιτούνται από το πρόβλημα.

Μετάλλαξη ΓΑ

Η δεύτερη διαδικασία που χρησιμοποιείται για την επιλογή απογόνων είναι η διαδικασία της μετάλλαξης. Για κάθε εφικτή λύση μετά τη διασταύρωση επιλέγονται τυχαία τέσσερα σημεία

και δημιουργούνται δύο ζευγάρια τα οποία αλλάζουν θέσεις μεταξύ τους μέσα στο διάνυσμα. Για κάθε διάνυσμα μετά τη διασταύρωση δημιουργούνται δύο μεταλλαγμένα διανύσματα τα οποία με τη σειρά τους διορθώνονται για να πληρούν την εφικτότητα των περιορισμών. Έτσι λοιπόν, το μέγεθος των πιθανών λύσεων μετά τη μετάλλαξη διπλασιάζεται σε σχέση με τον Αρχικό Πληθυσμό.

Δημιουργία γενιάς ΓΑ

Για τη δημιουργία της επόμενης γενιάς αξιολογούνται οι πιθανές λύσεις τόσο του αρχικού πληθυσμού όσο και των λύσεων που προέκυψαν από τη εφαρμογή των τελεστών διασταύρωσης και μετάλλαξης. Το μέγεθος των διανυσμάτων που έχουμε πλέον είναι τριπλάσιο από τον Αρχικό Πληθυσμό, αφού αξιολογείται τόσο ο Αρχικός Πληθυσμός όσο και οι λύσεις μετά τη μετάλλαξη, οι οποίες είναι διπλάσιες από τον Αρχικό Πληθυσμό. Η διαδικασία που ακολουθείται είναι κατάταξη των κηφώνων βάσει κόστους και επιλογή των πρώτων καλύτερων μέχρις ότου συμπληρωθεί το επιθυμητό μέγεθος του Αρχικού Πληθυσμού. Επιπλέον, για την αποτελεσματική επίλυση, όλες οι λύσεις που συμμετέχουν στην επόμενη γενιά είναι διαφορετικές μεταξύ τους.

Σε αντίθεση με τον Γενετικό Αλγόριθμο, όπου κατά τη διαδικασία της διασταύρωσης συμμετέχουν όλα τα διανύσματα του Αρχικού Πληθυσμού, στον Αλγόριθμο Ζευγαρώματος Μελισσών ακολουθείται μια διαφορετική διαδικασία. Κατασκευάζοντας τον Αρχικό Πληθυσμό, αξιολογώντας όλες τις λύσεις επιλέγεται η καταλληλότερη για το ρόλο της Βασίλισσας ενώ οι υπόλοιπες ονομάζονται κηφίνες. Στη συνέχεια, η βασίλισσα εκτελεί πτήσεις ζευγαρώματος και επιλέγονται κάποιοι από τους κηφίνες που θα ζευγαρώσουν μαζί της. Ζευγαρώνοντας κάθε κηφήνα με τη βασίλισσα, ο γονότυπος του κηφήνα αποθηκεύεται στη σπερματοθήκη της βασίλισσας μέχρι ότου γεμίσει η σπερματοθήκη της και η ενέργεια της εξαντληθεί.

Διασταύρωση HBMA

Όταν ολοκληρωθεί η πτήση ζευγαρώματος, η βασίλισσα επιστρέφει στην κυψέλη και ξεκινάει η διαδικασία της διασταύρωσης για να δημιουργηθούν τα νεογνά. Σε αυτόν τον αλγόριθμο που κατασκευάστηκε ο γονότυπος της βασίλισσας διασταυρώνεται με το γονότυπο του κάθε κηφήνα με τον τελεστή διασταύρωσης ενός σημείου. Από την διασταύρωση της βασίλισσας με ένα κηφήνα προκύπτουν δύο απόγονοι. Ο τελεστής διασταύρωσης (one-point crossover) λειτουργεί ακριβώς όπως και στον Γενετικό Αλγόριθμο με τη διαφορά ότι, κάθε κηφήνας διασταυρώνεται με την καταλληλότερη μέχρι εκείνη τη στιγμή λύση (βασίλισσα), ενώ στο Γενετικό Αλγόριθμο δημιουργούνται ζευγάρια διασταύρωσης με όλα τα διανύσματα του Αρχικού Πληθυσμού.

Μετάλλαξη HBMA

Στη συνέχεια, όπως και στο Γενετικό Αλγόριθμο στα διανύσματα μετά τη διασταύρωση εφαρμόζεται ο τελεστής της μετάλλαξης. Τη λειτουργία αυτή, την πραγματοποιούν οι εργάτριες (workers), με σκοπό να δημιουργηθεί ένα καλύτερο νεογνό από τη βασίλισσα και να την αντικαταστήσει στην επόμενη γενιά. Η μετάλλαξη περιορίζεται σε μια απλή διαδικασία τοπικής αναζήτησης, που στην ουσία παίζει το ρόλο του ταΐσματος των νεογνών με βασιλικό πολτό με στόχο να βρεθεί μια καλύτερη βασίλισσα. Αν, βρεθεί κάποια λύση καταλληλότερη από την Βασίλισσα την αντικαθιστά στην επόμενη γενιά, διαφορετικά τα νεογνά θα είναι οι υποψήφιοι κηφήνες για την επόμενη πτήση ζευγαρώματος της βασίλισσας. Αξίζει να σημειωθεί ότι και κατά την ολοκλήρωση της διασταύρωσης, αλλά και της μετάλλαξης οι καινούργιες λύσεις που έχουν δημιουργηθεί εξετάζονται ως προς την εφικτότητα τους.

Κεφάλαιο 8. Αποτελέσματα-Συγκρίσεις

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα καθώς και οι συγκρίσεις των αλγορίθμων στα 120 διαφορετικά σενάρια. Εξαιτίας της διαφορετικότητας των μεθόδων που ακολουθούν οι αλγόριθμοι για την εύρεση της βέλτιστης λύσης, οι παράμετροι τους προσαρμόστηκαν έτσι ώστε να είναι εφικτή η μεταξύ τους αξιολόγηση. Κατά τη διαδικασία προετοιμασίας των αλγορίθμων οι παράμετροι που πρέπει να καθοριστούν είναι το μέγεθος του πληθυσμού και οι επαναλήψεις που πραγματοποιούνται μέχρι την επίτευξη της βέλτιστης τιμής της αντικειμενικής συνάρτησης.

Για το λόγο αυτό, το μέγεθος του πληθυσμού τόσο στο Γενετικό όσο και στον HBMA καθορίζεται στις 200 μονάδες. Ο αριθμός των γενεών για το Γενετικό Αλγόριθμο και οι πτήσεις ζευγαρώματος της βασίλισσας για τον HBMA καθορίστηκε στις 100. Ακόμα μια παράμετρος που πρέπει να καθοριστεί για τον HBMA είναι το μέγεθος της σπερματοθήκης. Το μέγεθος της σπερματοθήκης ορίστηκε ίσο με 80 για το λόγο ότι, στον HBMA δεν ζευγαρώνουν όλοι οι κηφήνες με την βασίλισσα, αλλά ένα μέρος των κηφήνων οι οποίοι ανήκουν σε κάποιο καλό ποσοστό λύσεων. Σε αντίθεση με τον Γενετικό όπου όλα τα διανύσματα του αρχικού πληθυσμού ζευγαρώνουν σε ζευγάρια.

Από τη μια πλευρά, στον Γενετικό αλγόριθμο με μέγεθος πληθυσμού 200, οι λύσεις που προκύπτουν μετά από την εφαρμογή του τελεστή της διασταύρωσης είναι 200, ενώ μετά από τη διαδικασία της μετάλλαξης οι λύσεις φτάνουν τις 400. Σε αντίθεση, ο HBMA με ίδιο μέγεθος πληθυσμού οι λύσεις που προκύπτουν μετά τη διασταύρωση είναι 160 και οι λύσεις μετά από τη διαδικασία της μετάλλαξης 320. Το γεγονός αυτό που οφείλεται στην ιδιαιτερότητα που παρουσιάζει ο HBMA, να διασταυρώνει δηλαδή η βασίλισσα με ένα ποσοστό από τους καλύτερους γενετικά κηφήνες.

Κρίθηκε απαραίτητο λοιπόν, το μέγεθος του πληθυσμού και στους δύο αλγόριθμους να είναι ίδιο με σκοπό να μη δίνεται προβάδισμα στον HBMA, αφού αυτό που πρέπει να ελεγχθεί είναι η υπεροχή του HBMA έναντι του Γενετικού. Στη συνέχεια του κεφαλαίου παρουσιάζονται και αναλύονται συγκριτικοί πίνακες και διαγράμματα για όλα τα σενάρια με παραμέτρους αξιολόγησης τη βέλτιστη τιμή και το χρόνο υλοποίησης των αλγορίθμων.

8.1. Αριθμητικοί πίνακες

Ακολουθώντας τα παραπάνω και γνωρίζοντας την αμεροληψία των αλγορίθμων, τα προτεινόμενα σενάρια από τη βιβλιογραφία έχουν υλοποιηθεί δύο φορές από κάθε αλγόριθμο και στους πίνακες που ακολουθούν φαίνονται οι ελάχιστες τιμές για κάθε αλγόριθμο και στα 120 σενάρια. Η κατηγοριοποίηση των προβλημάτων έγινε βάσει της αναλογίας της χωρητικότητας προς τη ζήτηση, για να ελεγχθεί στη συνέχεια το ποσοστό βελτίωσης των λύσεων που επιτυγχάνει ο αλγόριθμος HBMA σε σχέση με το Γενετικό.

Πίνακας 1

	HBMA		Γενετικός Αλγόριθμος	
	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης
111	12741.10819	17.21696654	12873.46495	22.39397989
121	27699.39631	28.42838894	31983.31506	41.70731182
131	40827.41561	29.58664327	44919.63726	42.20751716
141	57704.37582	45.88881625	62848.55593	75.25020966
151	61556.59223	95.15182041	68647.0555	108.6936088
161	177640.927	149.1694528	192660.1535	199.9174133
171	187163.5786	193.9758591	206805.0256	302.4974217
181	190776.0369	168.4442542	213180.9367	197.2939829

	HBMA		Γενετικός Αλγόριθμος	
	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης
211	14395.50802	20.1150575	14433.72846	23.80136637
221	28771.19033	30.79481687	31262.15667	43.44324949
231	40727.46234	29.61981243	44902.98653	44.20483085
241	61791.20449	77.47678364	71129.5765	84.9121426
251	58518.70624	80.51640711	67120.64423	96.16259944
261	168410.921	97.57970496	187054.6827	199.3903483
271	187383.9743	145.8147827	211942.7734	214.8777306
281	189172.8607	146.3933588	209677.6747	280.6538731

	HBMA		Γενετικός Αλγόριθμος	
	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης
311	13115.14847	22.64281829	12978.59467	22.95608953
321	32249.31322	77.16966689	34848.93614	47.03041064
331	38034.46281	98.59410777	41230.37099	95.26181135
341	57462.77801	132.4948234	66354.64546	156.091142
351	59681.94835	142.226326	65910.12437	143.655725
361	165357.958	205.5296543	186843.9558	265.6657944
371	189792.6382	326.3419071	208418.5464	292.8500117
381	180085.6059	175.4554779	204421.4007	316.6020306

Πίνακας 2

	HBMA		Γενετικός Αλγόριθμος	
	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης
411	15512.98252	20.41526779	15569.46199	23.78420693
421	31335.37398	32.11936322	33819.73311	58.37015123
431	41234.95977	31.95934763	45024.77889	40.40310605
441	60731.84462	77.37247395	69351.06187	101.7723153
451	62585.42937	89.1137639	68328.3478	99.46684579
461	168778.9344	122.5265666	189302.383	214.1402592
471	194188.532	157.2075827	219374.9402	291.4131283
481	190473.3701	163.764877	211078.9319	251.9845971

	HBMA		Γενετικός Αλγόριθμος	
	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης
511	11643.16357	19.77321426	11760.56917	24.18847584
521	25848.3109	31.16175038	28946.9726	41.99212938
531	41615.50592	29.12716749	45277.60766	41.11723403
541	61935.34385	51.33394593	70138.78014	108.2168584
551	55952.29021	53.39350155	63759.12372	96.67369743
561	162593.3445	97.41333968	186096.9098	177.424425
571	188794.8782	107.9448693	209268.2871	223.7322132
581	191121.0263	105.1487487	214366.6882	216.9102002

	HBMA		Γενετικός Αλγόριθμος	
	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης
112	9534.527544	11.6114319	9954.545261	14.15259733
122	19151.70685	18.96643756	21488.04868	24.66760559
132	38074.4647	45.33332491	37428.53624	27.43885117
142	43757.84953	68.0434646	47423.54329	39.57829536
152	41984.7872	39.83776416	47456.41931	66.09259201
162	171671.0179	158.4871593	186123.0951	144.9004929
172	185345.1288	85.90785903	203665.2416	219.8264227
182	187512.842	95.10261646	211134.3837	232.4022083

Πίνακας 3

	HBMA		Γενετικός Αλγόριθμος	
	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης
212	10681.64032	17.65286901	10714.84062	16.39438944
222	21425.47319	24.32366886	21533.72321	24.31722495
232	33831.20482	20.8815714	37392.56779	27.59663421
242	44846.39441	32.90016902	50582.10845	41.5206418
252	41595.19527	30.18273251	47947.18511	52.16416227
262	165506.1681	80.8294117	181562.0487	157.5712489
272	188026.3143	97.57833188	206394.7124	184.3826334
282	185743.5082	127.4766034	208187.5951	218.899262

	HBMA		Γενετικός Αλγόριθμος	
	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης
312	10735.9351	14.49014274	10049.68324	15.95370857
322	22162.67611	56.92310713	25583.91263	31.40931906
332	36951.40518	64.82275967	36563.42168	39.14726907
342	42579.46155	88.203803	46172.68048	116.884416
352	44989.20727	82.72946289	50872.74593	101.6213744
362	165519.4533	193.862413	183737.5117	233.0654117
372	186754.5373	268.7249173	204889.127	238.2265991
382	186024.6038	138.6418752	201606.5064	192.1249662

	HBMA		Γενετικός Αλγόριθμος	
	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης
412	10899.9537	12.5521428	10788.07448	15.60717919
422	22245.99648	21.57355027	22738.86349	25.29128821
432	37467.28077	21.23516145	38467.48416	27.38572598
442	42874.51639	30.57927704	49169.59049	39.32074929
452	44853.52624	51.0464874	49386.46904	42.87921111
462	165583.3028	121.3988258	184436.6897	165.0009197
472	193733.9597	130.8381406	210765.4361	186.0789372
482	191276.466	114.8012222	209035.0131	171.7982281

Πίνακας 4

	HBMA		Γενετικός Αλγόριθμος	
	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης
512	9772.439926	13.73207586	9349.177513	15.00661942
522	18233.35653	20.57976901	19821.23045	24.9437351
532	35563.0452	21.84526441	36423.57328	26.95688942
542	43997.25145	34.11049924	49220.11732	37.47873501
552	42026.43736	30.8483331	46480.13211	38.49746064
562	161568.2823	81.99031183	181579.2417	156.7602834
572	187971.5735	87.65318846	205685.4052	266.7116774
582	185047.5774	88.69635484	209755.4406	200.96144

	HBMA		Γενετικός Αλγόριθμος	
	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης
113	9633.6976793	10.50638594	9103.303081	13.95610622
123	18940.89698	16.54326227	18857.91097	20.92739447
133	37981.32694	19.41313966	35418.61045	24.02428598
143	39059.99255	26.623559	41434.29893	37.88102929
153	38357.38557	27.99620008	40484.53798	64.0784386
163	169273.7521	100.4861248	190070.9708	185.9211247
173	184836.5736	126.0368726	204709.8083	166.6245254
183	192418.1978	90.86120617	211534.0463	150.8978192

	HBMA		Γενετικός Αλγόριθμος	
	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης
213	10256.61351	12.51826852	10285.11823	13.74467691
223	20000.51072	20.95539391	17833.49067	20.61250417
233	36456.87422	19.41543192	37106.11408	24.88530833
243	39774.45232	28.08332931	43219.0555	60.67844084
253	40276.22593	37.07343294	41804.03012	44.97234202
263	163871.6613	114.2578275	185737.9503	151.4701777
273	188165.1544	122.8223103	205492.9547	162.9649563
283	187699.1479	106.6461851	202533.4245	195.9224207

Πίνακας 5

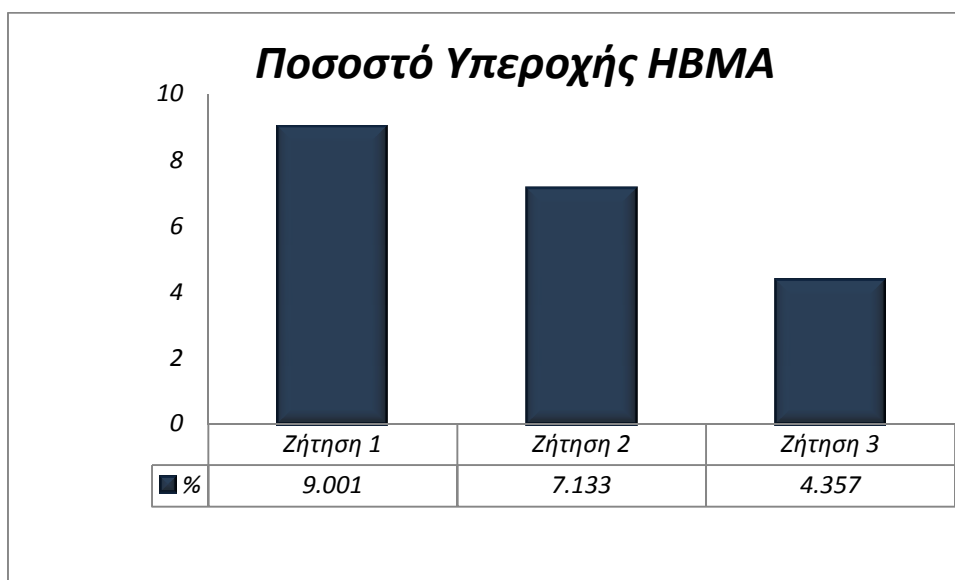
	HBMA		Γενετικός Αλγόριθμος	
	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης
313	12221.0818	11.7173777	10529.75096	14.59871345
323	20800.42927	16.045205	21184.4368	25.39581378
333	35437.8382	58.34364982	33835.78391	67.14855575
343	37699.57676	74.669398	41380.63676	56.89067081
353	37649.16824	70.41286567	41653.42245	60.44082314
363	164692.6246	252.8374512	183066.5187	238.9020349
373	188056.3864	237.3190285	204995.4606	238.9717235
383	178689.6418	107.6523676	203144.5851	181.6553023

	HBMA		Γενετικός Αλγόριθμος	
	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης
413	10192.01043	12.07733881	9566.881685	13.46023566
423	19272.55852	17.59679429	18528.0479	41.80803873
433	37151.97284	19.99529081	36783.9319	34.23040875
443	38794.80895	29.15688579	43333.89125	58.81578029
453	39076.82608	44.71639468	42274.36216	71.29779714
463	170990.6822	118.8519735	184711.2724	165.7825235
473	187324.0758	122.322711	211392.1686	168.7786866
483	191729.8459	129.5585252	210973.2607	171.8776877

	HBMA		Γενετικός Αλγόριθμος	
	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης	Αντικειμενική	Χρόνος Υλοποίησης
513	9009.548626	11.77407506	8797.687301	15.1495241
523	17759.45841	17.51758638	18334.87118	19.47844167
533	31784.14246	21.21868764	34698.61902	41.69093537
543	37362.66602	24.26819966	43126.28993	71.11495833
553	39225.14852	27.47193351	39916.72171	73.97896094
563	160605.5369	77.70444686	182996.5088	161.161439
573	184621.2731	110.486025	201888.1738	329.1166389
583	189606.078	81.15913671	207870.4075	179.2049507

Είναι φανερό ότι στις περισσότερες περιπτώσεις ο HBMA υπερέχει έναντι του Γενετικού σε μεγάλο βαθμό τόσο στην εύρεση καλύτερης τιμής της αντικειμενικής συνάρτησης, όσο και στο χρόνο υλοποίησης. Ελάχιστες είναι οι περιπτώσεις όπου, ο Γενετικός ξεπερνάει τον HBMA είτε στη βέλτιστη τιμή είτε στον αντίστοιχο χρόνο. Αυτό οφείλεται στη διασπορά των βέλτιστων λύσεων που εμφανίζουν οι αλγόριθμοι κάθε φορά που υλοποιούνται.

Συγκεκριμένα, ο HBMA υπερέχει του Γενετικού και στα τρία σενάρια με αναλογία 1.5, 3 και 5, με τις λύσεις που εντοπίζει ο HBMA να είναι καλύτερες στην κάθε κατηγορία ζήτησης κατά μέσο όρο σε ποσοστό 9%, 7.13% και 4.35% αντίστοιχα.



Πίνακας 6

Για τα σενάρια όπου η αναλογία συνολικής χωρητικότητας των αποθηκών προς τη συνολική ζήτηση των πελατών είναι 1.5 το μέσο ποσοστό υπεροχής του HBMA έναντι του Γενετικού φτάνει το 9%. Αντίστοιχα, στα σενάρια με αναλογία 3 το ποσοστό υπεροχής είναι 7.13% ενώ στα σενάρια με αναλογία 5 η υπεροχή του HBMA καταγράφεται σε ποσοστό 4.37%. Παρατηρείται λοιπόν, ότι στα σενάρια με τη μικρότερη αναλογία προσφοράς και ζήτησης ο HBMA καταφέρνει να ξεπεράσει κατά πολύ το Γενετικό αλγόριθμο. Αυτό αποδεικνύει ότι τα

χαρακτηριστικά του HBMA λειτουργούν σωστά για την εύρεση και βελτίωση των λύσεων κυρίως σε πιο απαιτητικά σενάρια όπου η προσφορά δεν υπερβαίνει κατά πολύ τη ζήτηση. Επίσης, παρατηρήθηκε ότι σε κάποια σενάρια ο Γενετικός αλγόριθμος ξεπέρασε τον HBMA. Από τα συνολικά 120 προβλήματα ο Γενετικός αλγόριθμος βρέθηκε μόλις σε 16 σενάρια (13.33%) να εντοπίζει καλύτερη τιμή από τον HBMA. Στα σενάρια αυτά το μέσο ποσοστό βελτίωσης του Γενετικού είναι 4,79%. Οι περιπτώσεις αυτές αφορούν τα σενάρια 311, 132, 312, 332, 412, 512, 113, 123, 133, 223, 313, 333, 413, 423, 433, 513.

Ζήτηση 1	Ζήτηση 2	Ζήτηση 3
311	132	113
	312	123
	332	133
	412	223
	512	313
		333
		413
		423
		433
		513

Πίνακας 7

Στον πίνακα 7 φαίνεται ότι ο Γενετικός παρουσίασε καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τον HBMA στις περιπτώσεις όπου η αναλογία χωρητικότητας και ζήτησης ήταν μεγάλη.

Αυτό ήταν φανερό από τον Πίνακα 6 αφού η υπεροχή του HBMA ήταν μεγαλύτερη στα σενάρια με Ζήτηση 1, ενώ αντίθετα ο Γενετικός εκεί που κατάφερε να ξεχωρίσει ήταν τα σενάρια με μεγάλη αναλογία, Ζήτηση 3. Αυτό έχει να κάνει, με την διασπορά των τιμών που προκύπτει κάθε φορά που επιλύεται το πρόβλημα. Συγκριτικά αν πραγματοποιηθούν αρκετές επαναλήψεις των αλγορίθμων, διαπιστώνεται ότι ο HBMA είναι αποτελεσματικότερος από το Γενετικό στο μεγαλύτερο μέρος των προβλημάτων.

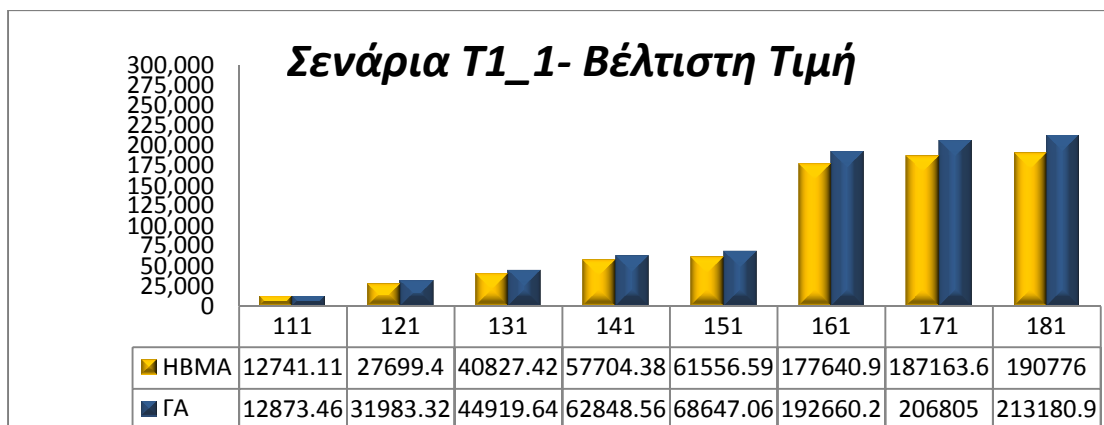
8.2. Διαγράμματα τιμών των αντικειμενικών συναρτήσεων

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζονται τα διαγράμματα σύγκρισης του HBMA και του Γενετικού όσον αφορά τις βέλτιστες τιμές όλων των σεναρίων διατηρώντας την κατηγοριοποίηση σύμφωνα με την αναλογία συνολικής χωρητικότητας προς την συνολική ζήτηση. Τα δεδομένα προέρχονται από τους αριθμητικούς πίνακες της παραπάνω ενότητας (Πίνακας 1-Πίνακας 5). Αξίζει να παρατηρηθεί ότι, για τα προβλήματα με μέγεθος μεγαλύτερο από 100 πελάτες και 50 αποθήκες (κωδικός σεναρίων 4 και πάνω) ο Γενετικός Αλγόριθμος δεν καταφέρνει να ελαχιστοποιήσει το κόστος της αντικειμενικής συνάρτησης περισσότερο απ' ότι ο HBMA. Αντίθετα, τα προβλήματα για τα οποία ο Γενετικός φάνηκε να είναι πιο αποτελεσματικός από τον HBMA αφορούσαν σενάρια σχετικά μικρά σε μέγεθος. Κατηγοριοποιώντας σύμφωνα με το μέγεθος τα 16 σενάρια όπου ο Γενετικός υπερτερεί έναντι του HBMA προκύπτει ο παρακάτω πίνακας.

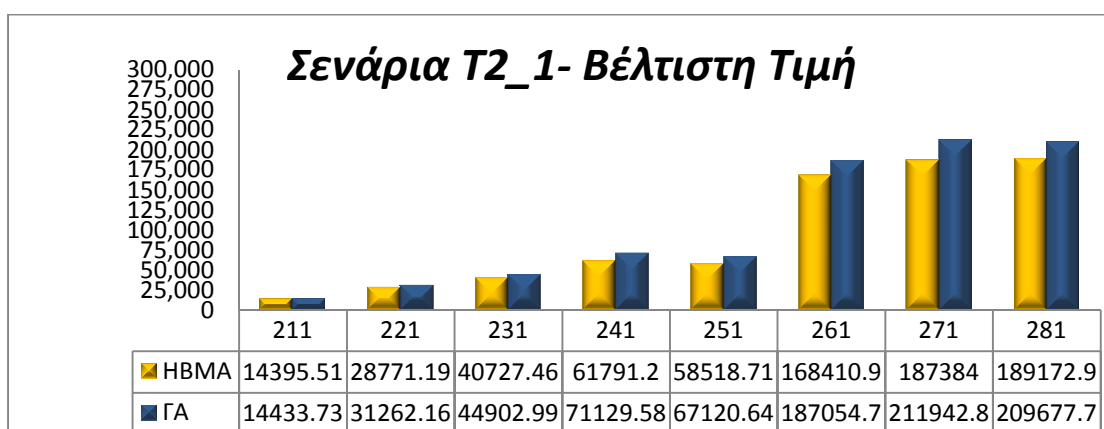
(25,10)	(50,25)	(100,25)	(100,50)	(100,50)	(500,25)	(500,50)	(500,50)
113	123	132					
311	223	133					
312	423	332					
313		333					
412		433					
413							
512							
513							

Πίνακας 8

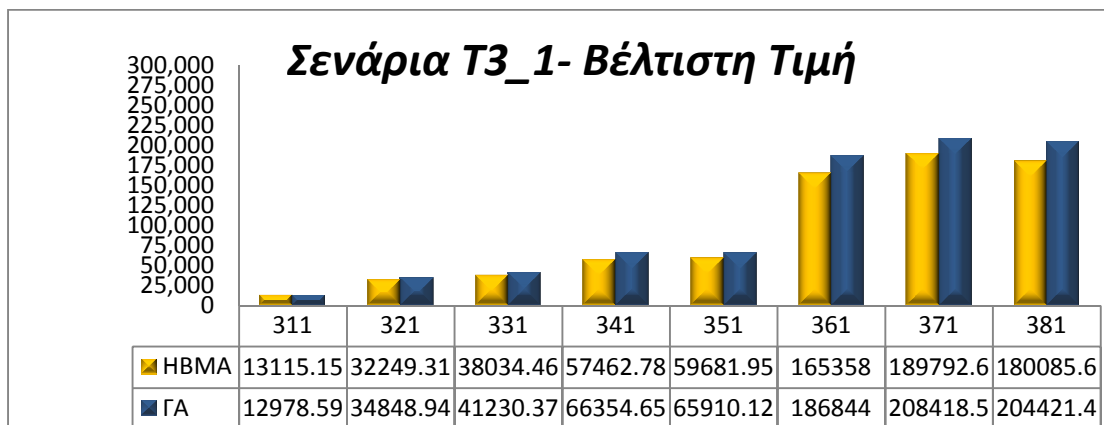
Στον Πίνακα 8, φαίνεται ότι το μεγαλύτερο ποσοστό των σεναρίων όπου ο Γενετικός είναι αποτελεσματικότερος αφορά τα μικρότερα σενάρια με 25 πελάτες και 10 αποθήκες. Για τα σενάρια στα οποία οι πελάτες είναι περισσότεροι από 100 και ταυτόχρονα οι υποψήφιες θέσεις χωροθέτησης 50 ο Γενετικός αλγόριθμος δεν καταφέρνει να ξεπεράσει τις βέλτιστες λύσεις του HBMA.



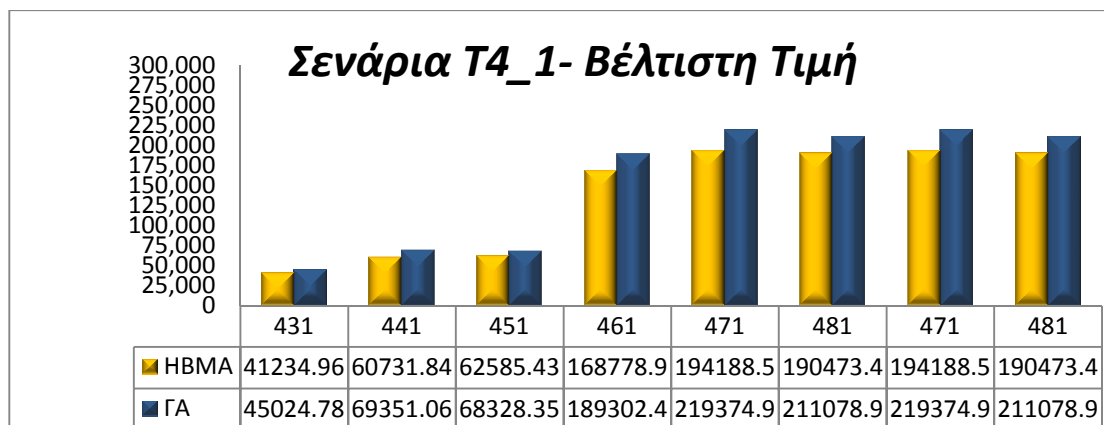
Πίνακας 9



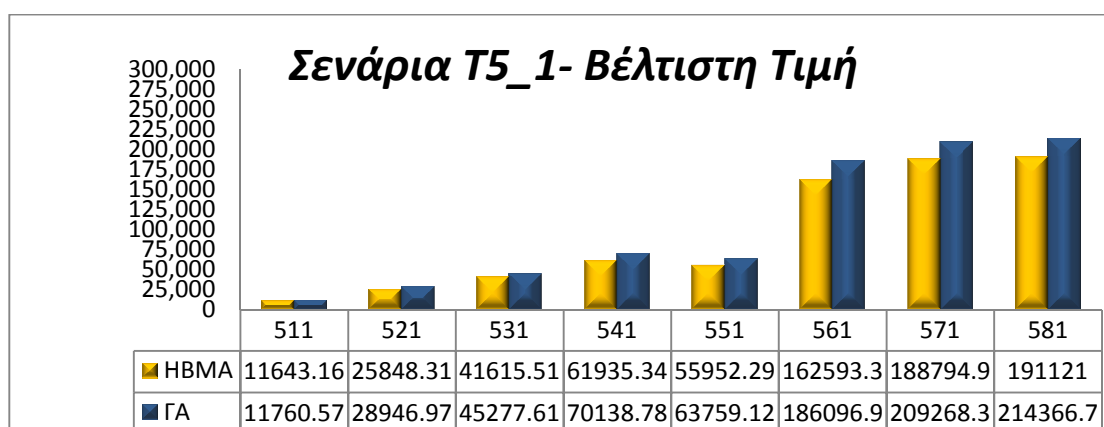
Πίνακας 10



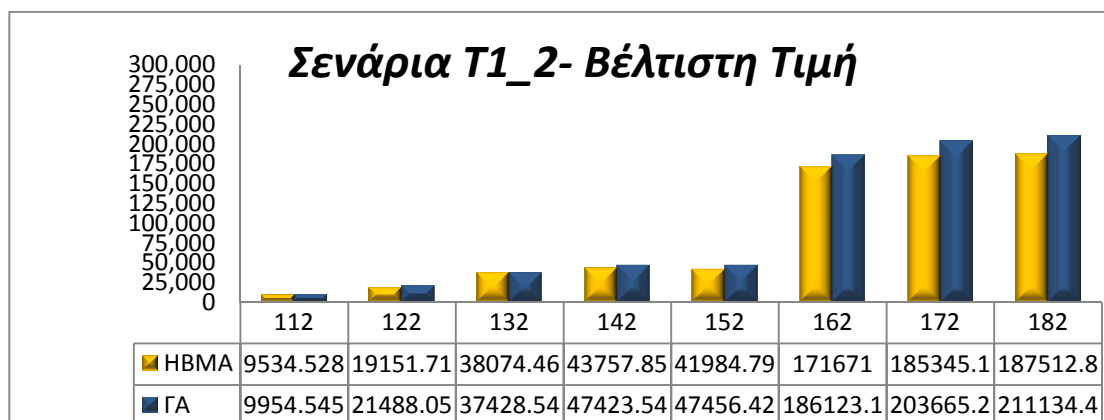
Πίνακας 11



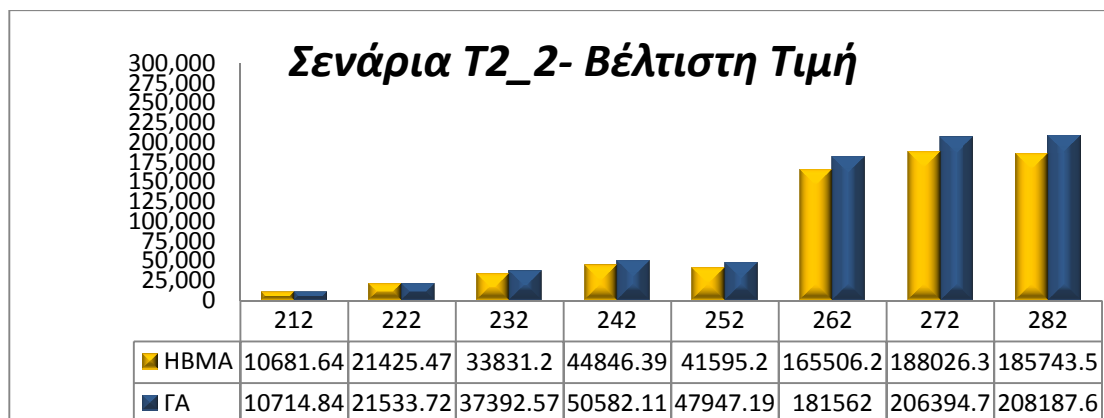
Πίνακας 12



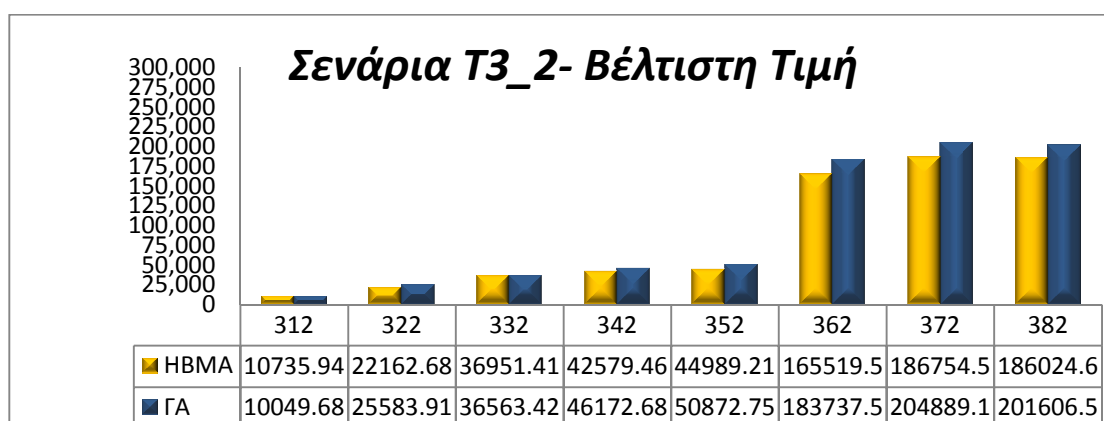
Πίνακας 13



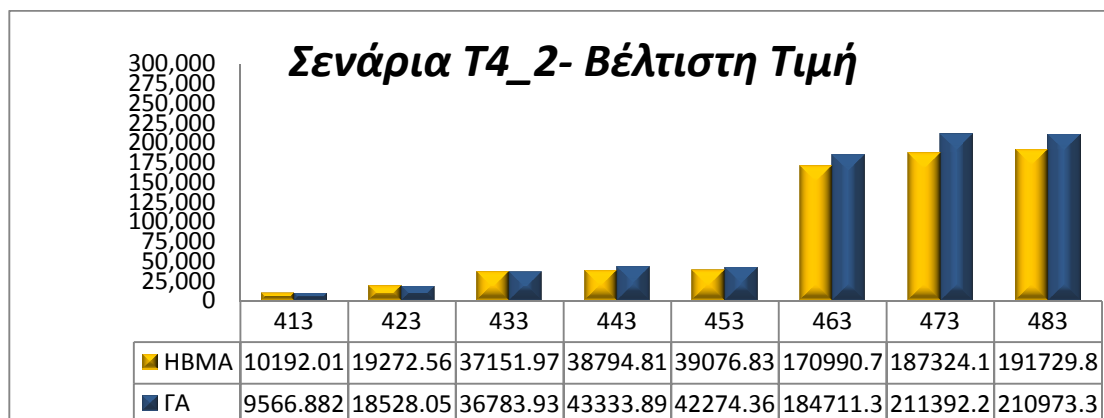
Πίνακας 14



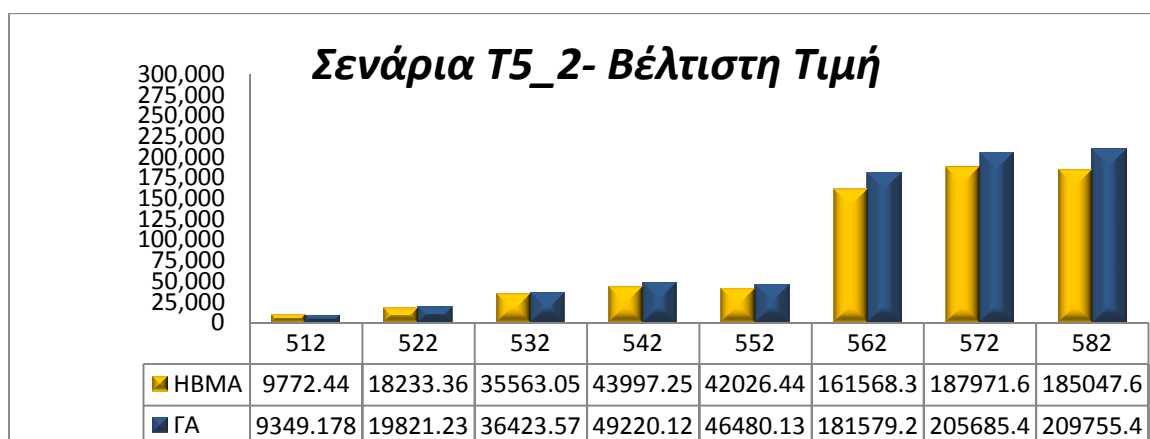
Πίνακας 15



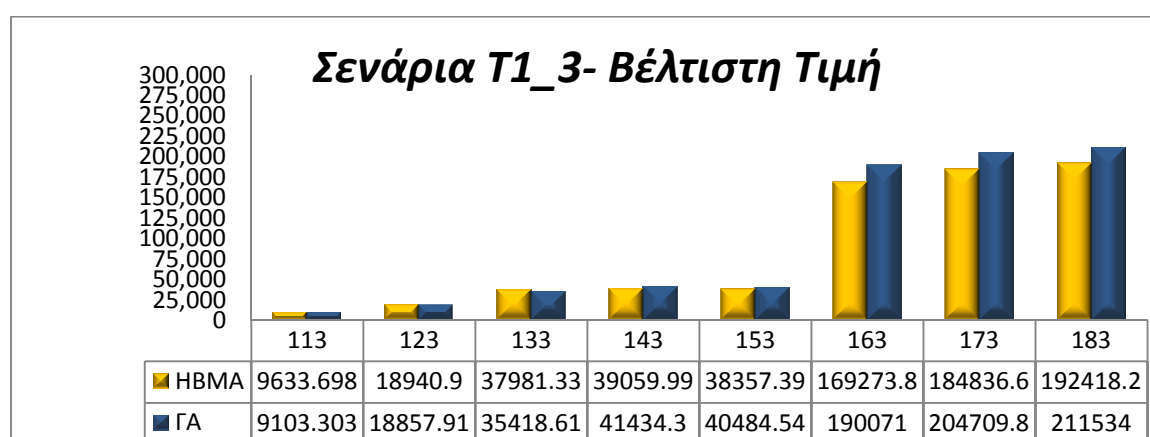
Πίνακας 16



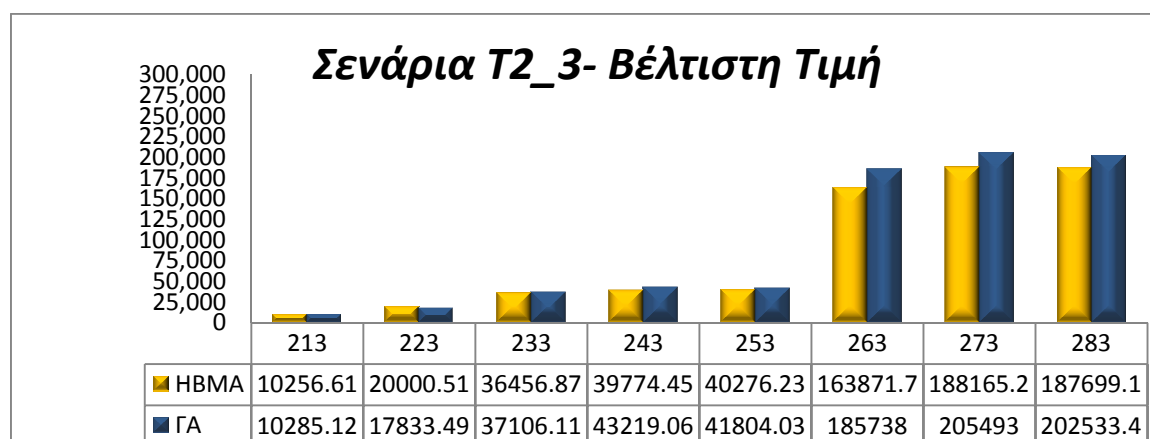
Πίνακας 17



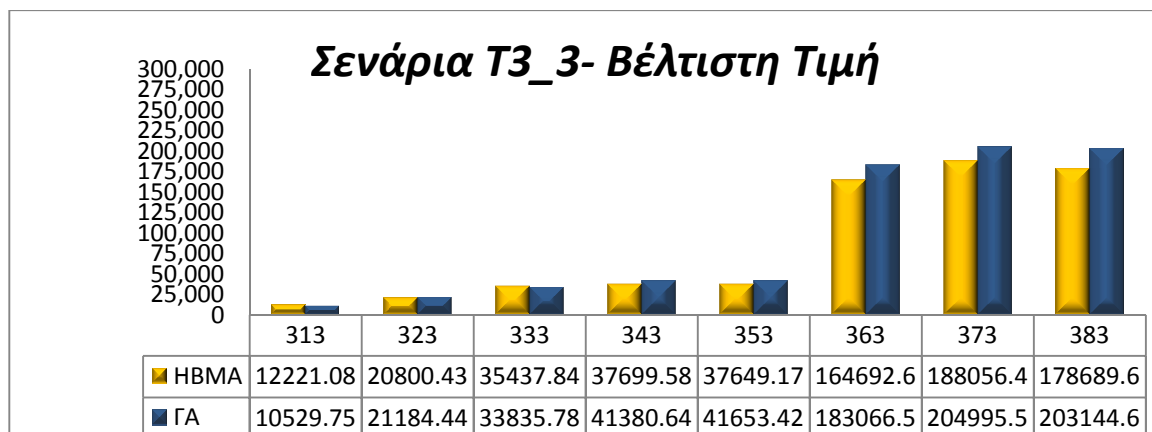
Πίνακας 18



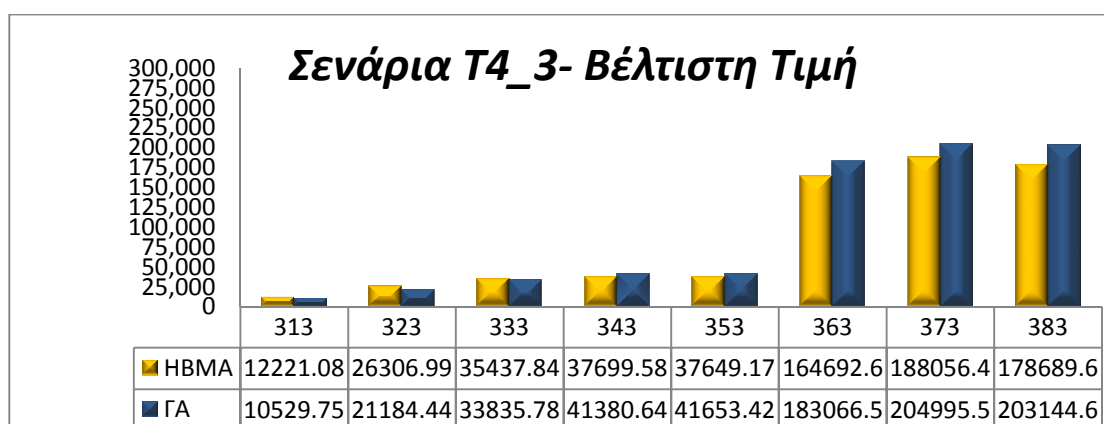
Πίνακας 19



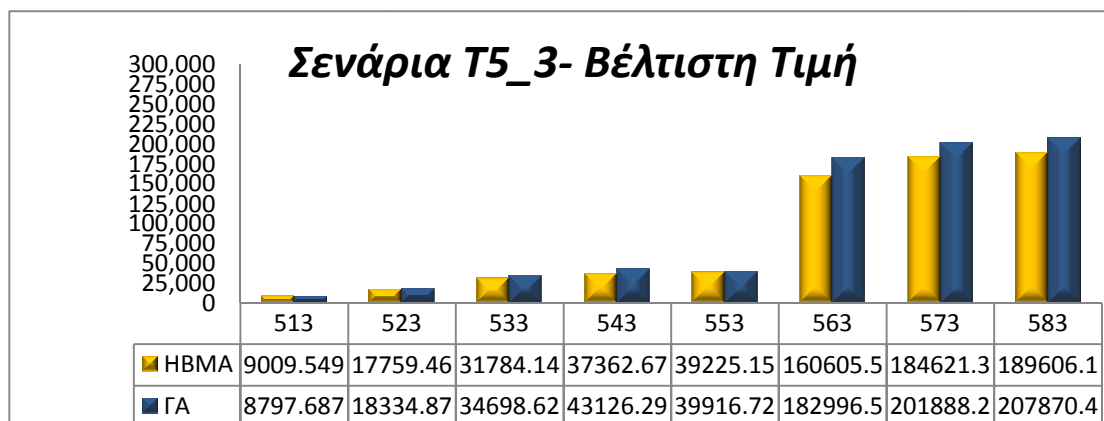
Πίνακας 20



Πίνακας 21



Πίνακας 22

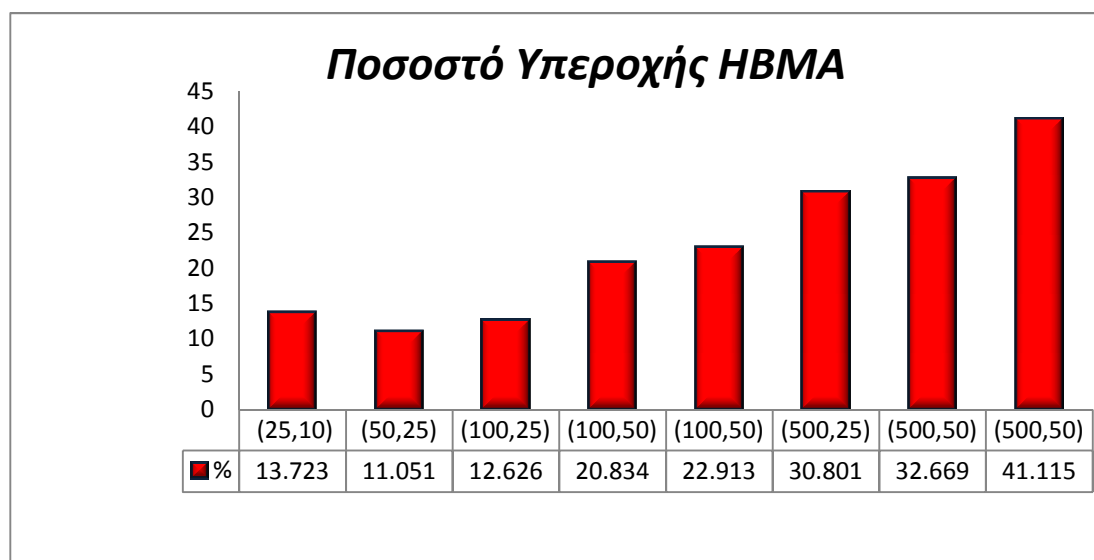


Πίνακας 23

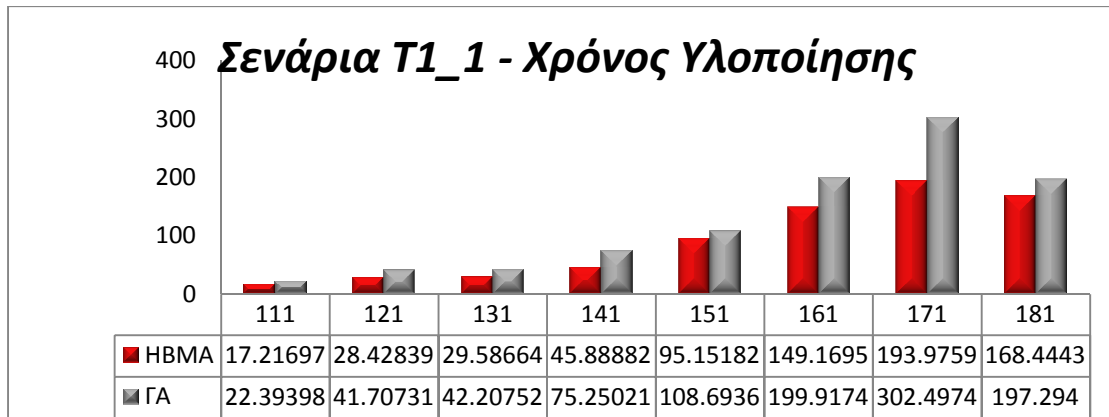
8.3. Διαγράμματα χρόνου υλοποίησης

Μελετώντας τους χρόνους υλοποίησης για τα αντίστοιχα αποτελέσματα από την παράγραφο 8.1. παρατηρείται η υπεροχή του HBMA σε 107 σενάρια (89.16%) σε αντίθεση με τον Γενετικό ο οποίος παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα σε 13 σενάρια (10.84%).

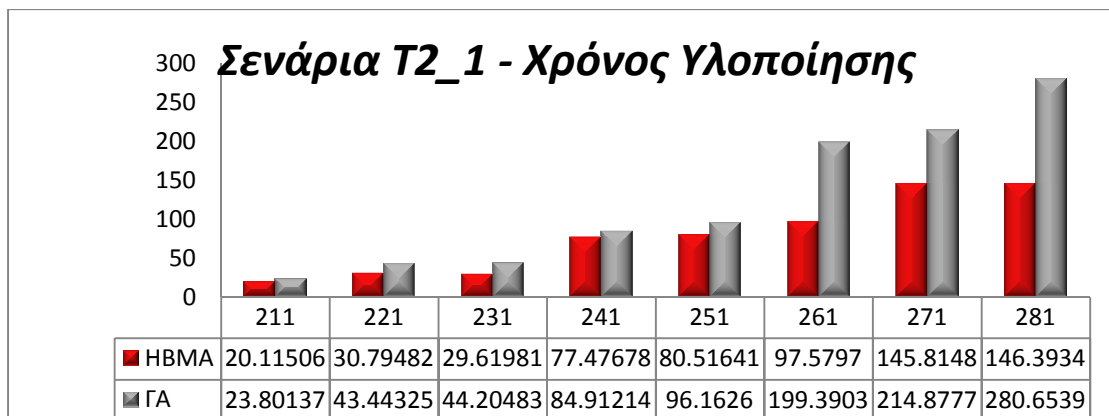
Κατηγοριοποιώντας τα προβλήματα βάσει μεγέθους δημιουργούνται οκτώ κατηγορίες σεναρίων. Στο Πίνακα 24 που ακολουθεί, είναι φανερή η υπεροχή του HBMA σε όλα τα προβλήματα ανεξάρτητα από το μέγεθος του προβλήματος. Αυτό που πρέπει να παρατηρηθεί είναι η ανοδική τάση που ακολουθεί το ποσοστό υπεροχής του HBMA στα προβλήματα όπου το μέγεθος του προβλήματος αυξάνεται.



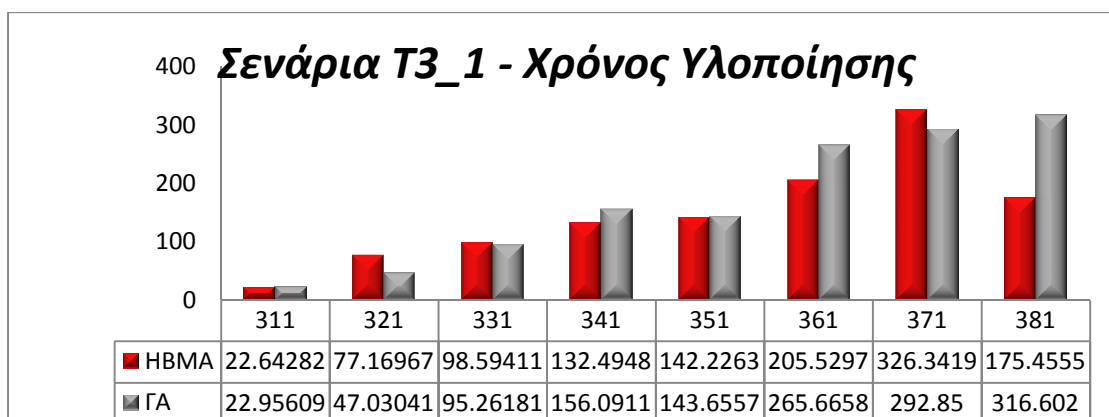
Πίνακας 24



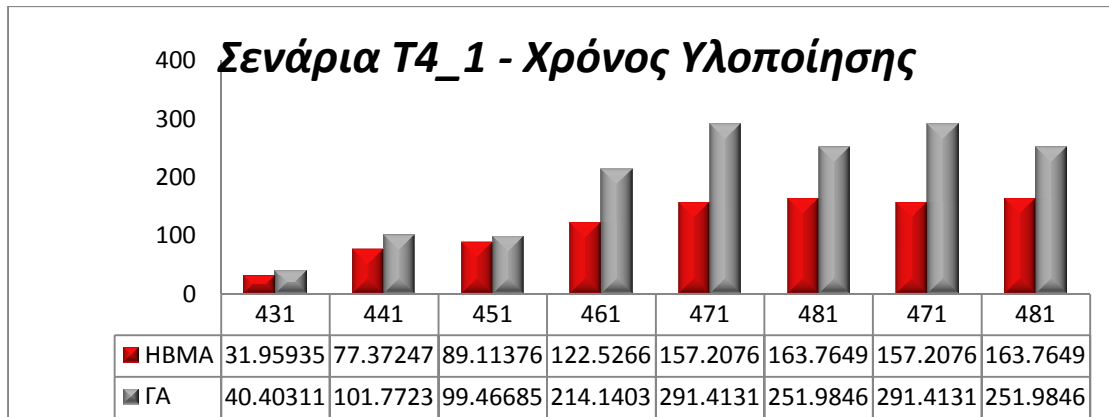
Πίνακας 25



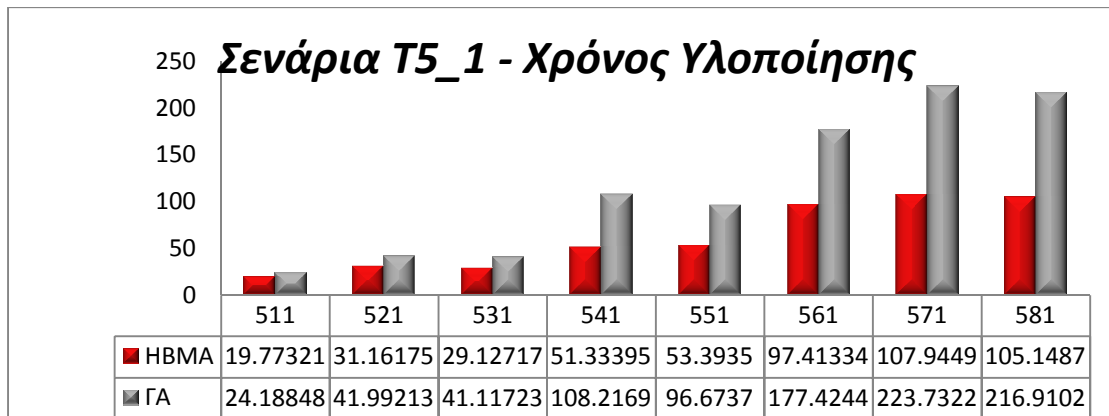
Πίνακας 26



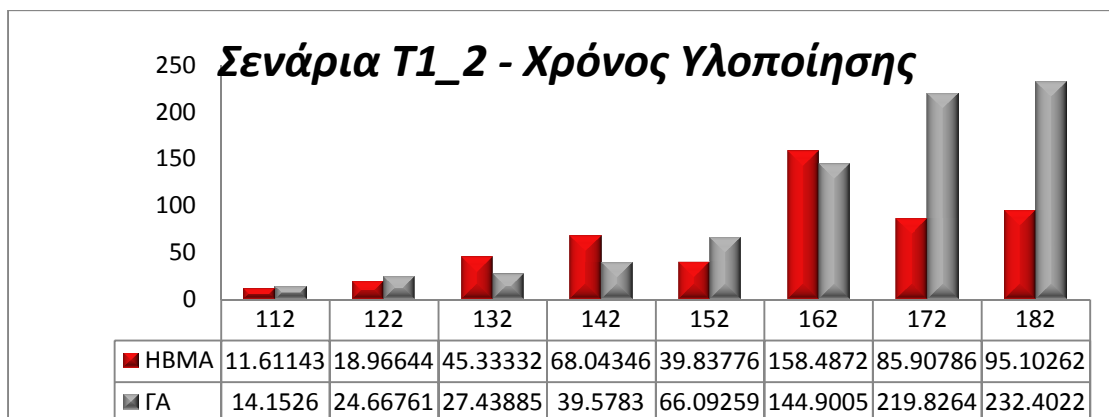
Πίνακας 27



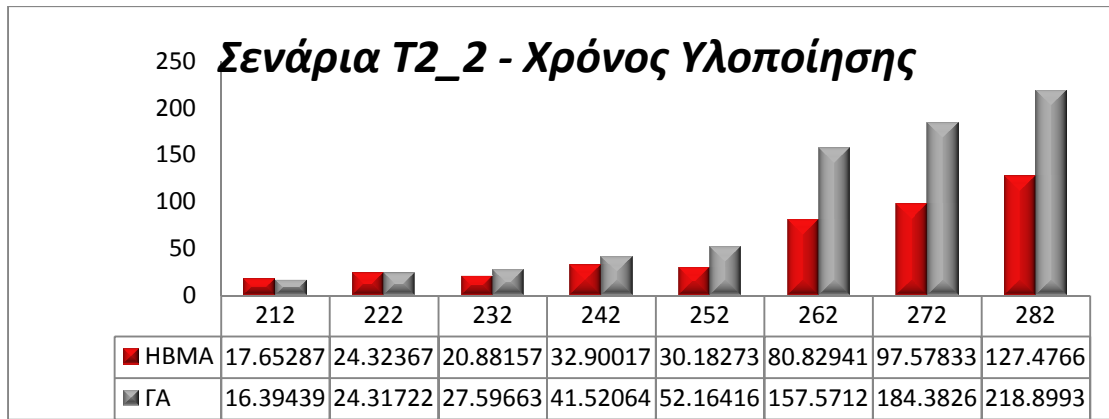
Πίνακας 28



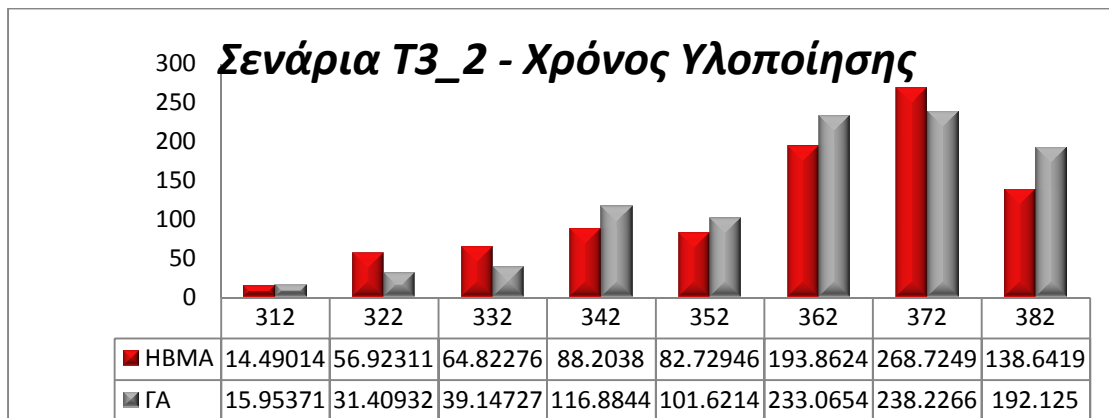
Πίνακας 29



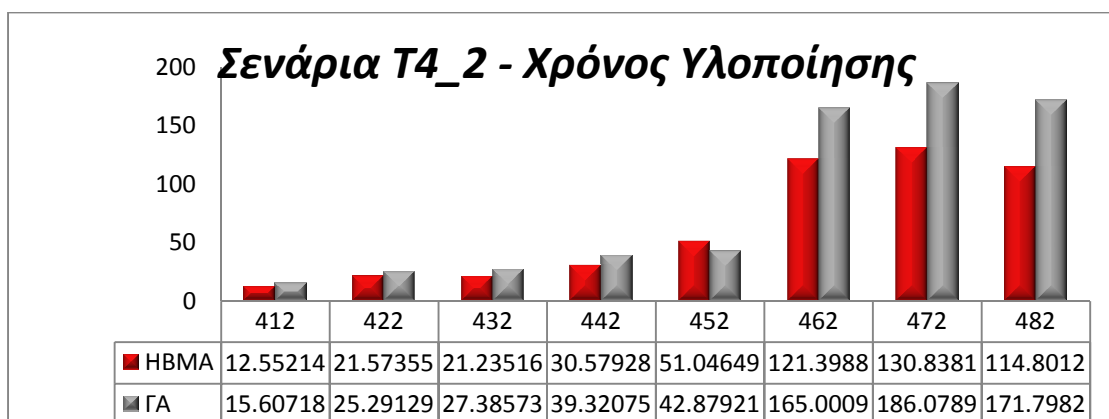
Πίνακας 30



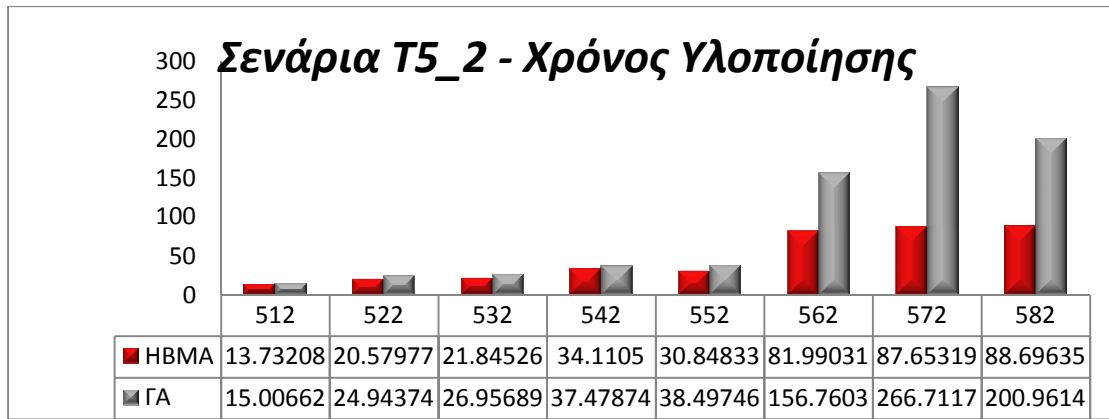
Πίνακας 31



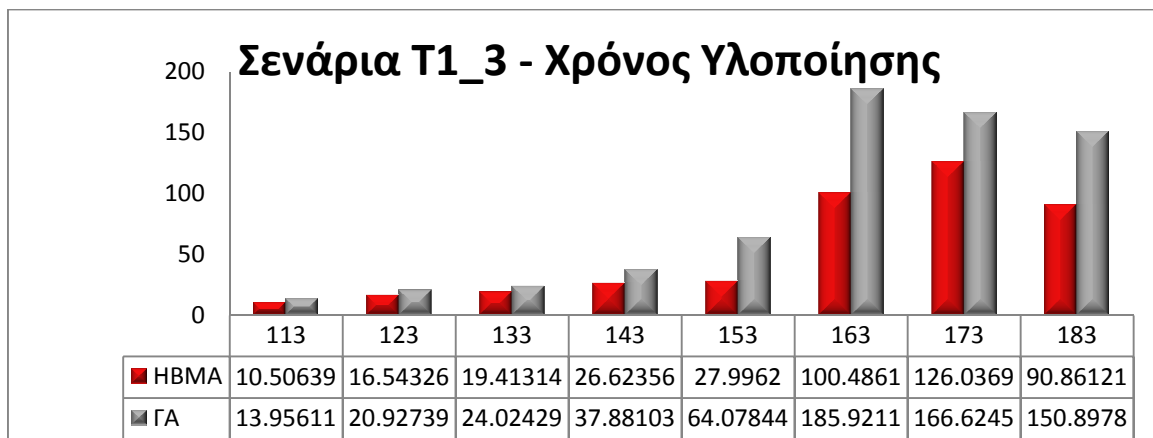
Πίνακας 32



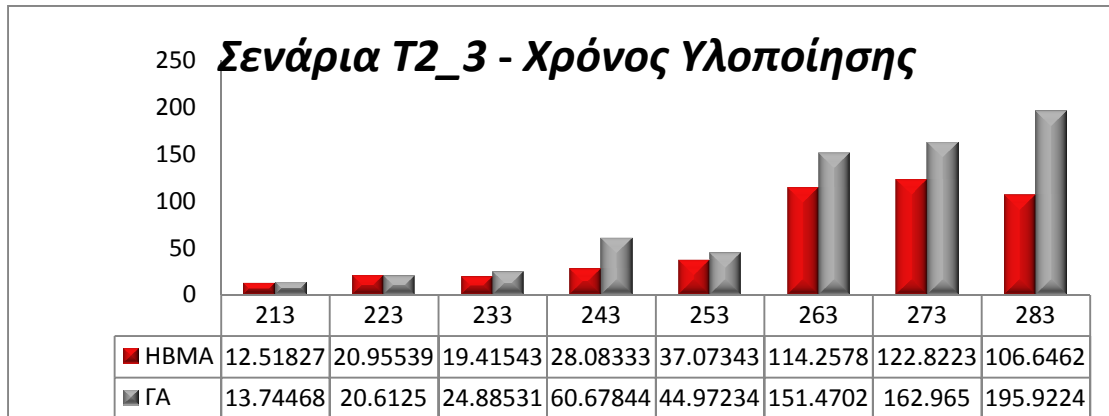
Πίνακας 33



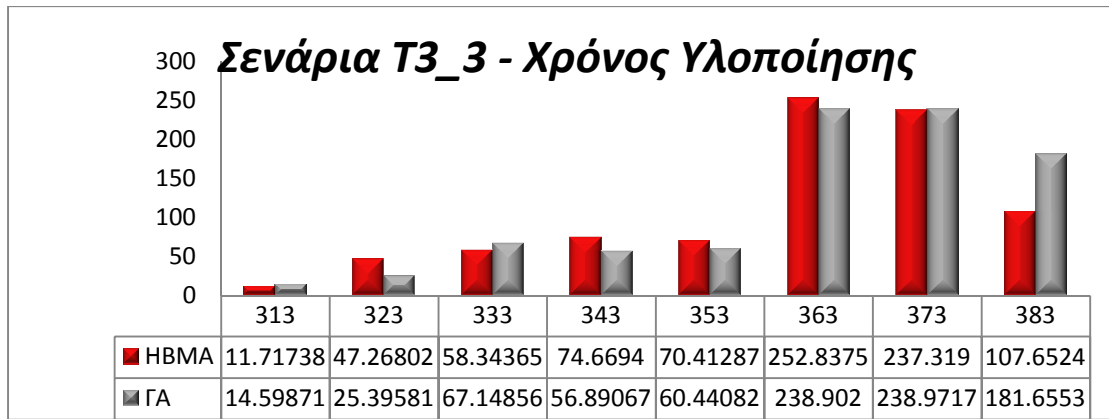
Πίνακας 34



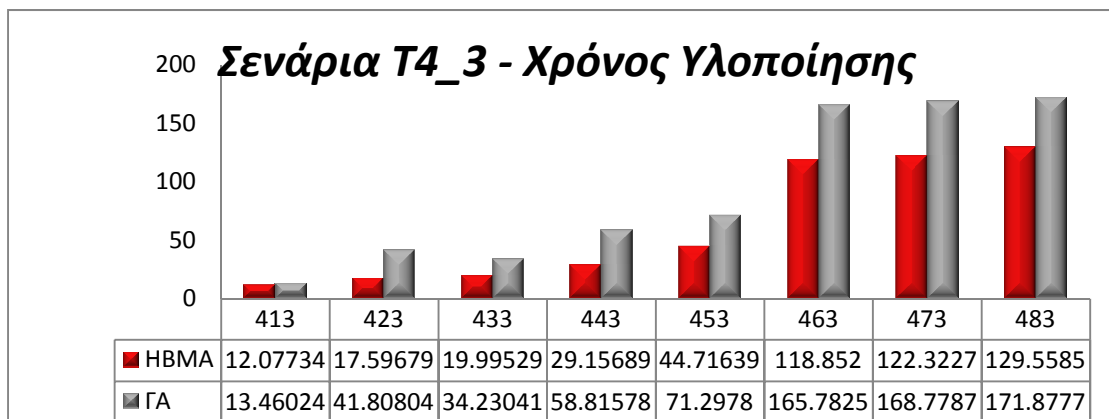
Πίνακας 35



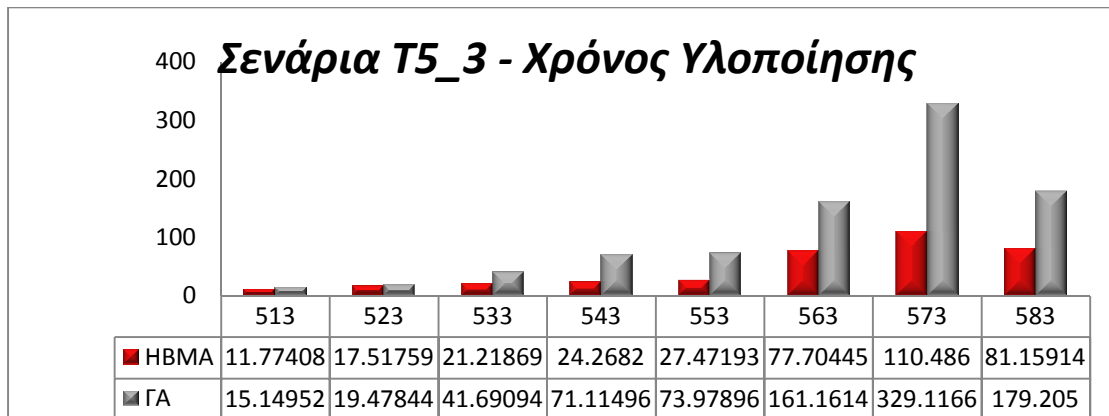
Πίνακας 36



Πίνακας 37



Πίνακας 38

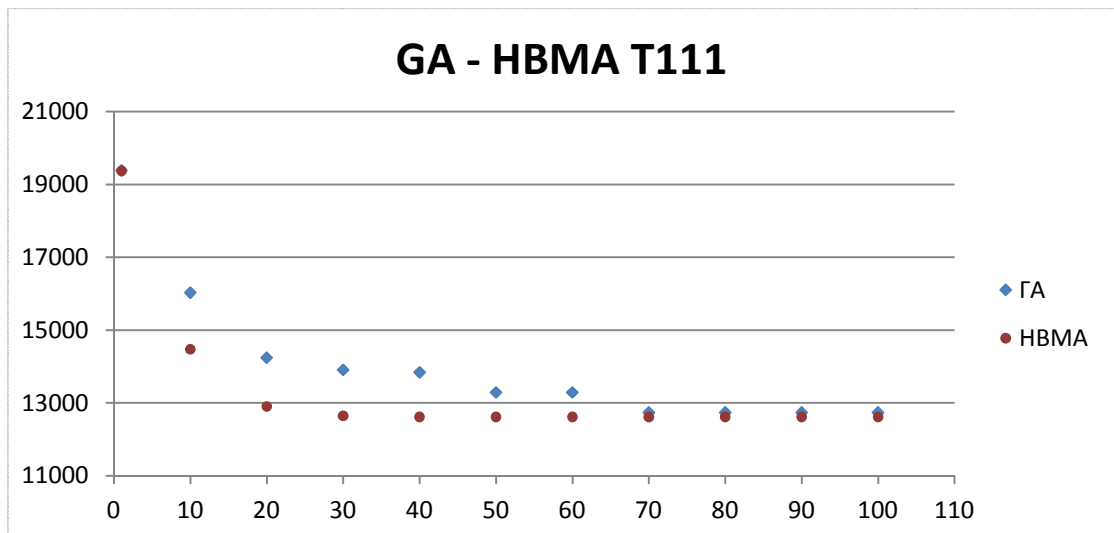


Πίνακας 39

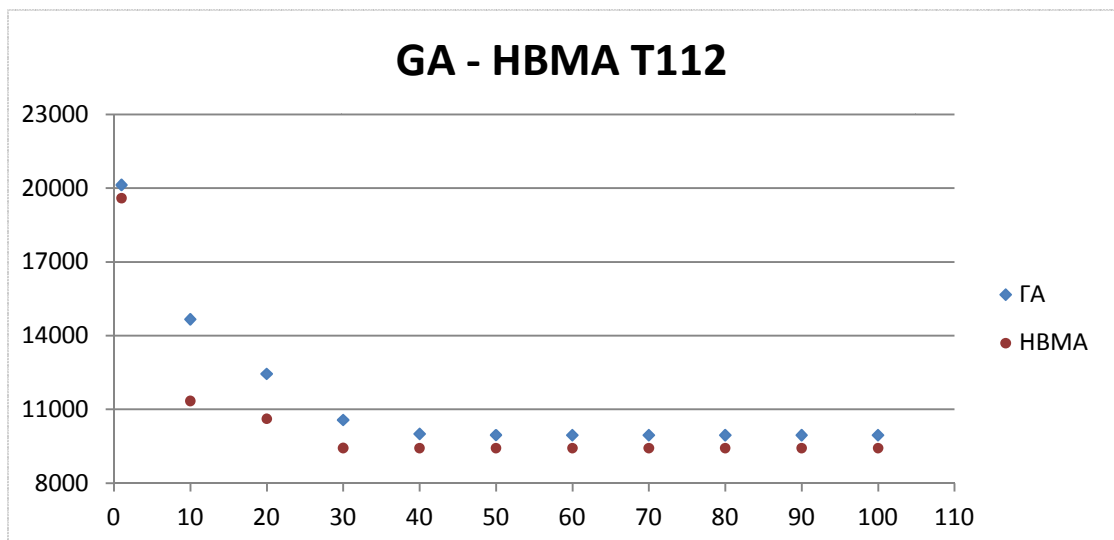
8.4. Διαγράμματα πορείας των λύσεων

Στα παρακάτω διαγράμματα παρουσιάζεται η σύγκριση των αλγορίθμων όσον αφορά την πορεία των λύσεων σε κάθε επανάληψη. Για την εξαγωγή των ενδιάμεσων λύσεων που προκύπτουν από τον κάθε αλγόριθμο απαιτείται περισσότερος χρόνος υλοποίησης και για το λόγο αυτό, τα αριθμητικά δεδομένα είναι διαφορετικά από τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στις προηγούμενες ενότητες. Ενώ, στην παρούσα ενότητα η παράμετρος του χρόνου δεν αποτελεί το βασικό κριτήριο για αξιολόγηση, οι χρόνοι υλοποίησης των αλγορίθμων έχουν αυξηθεί τόσο για τον Γενετικό όσο και για τον HBMA ανάλογα.

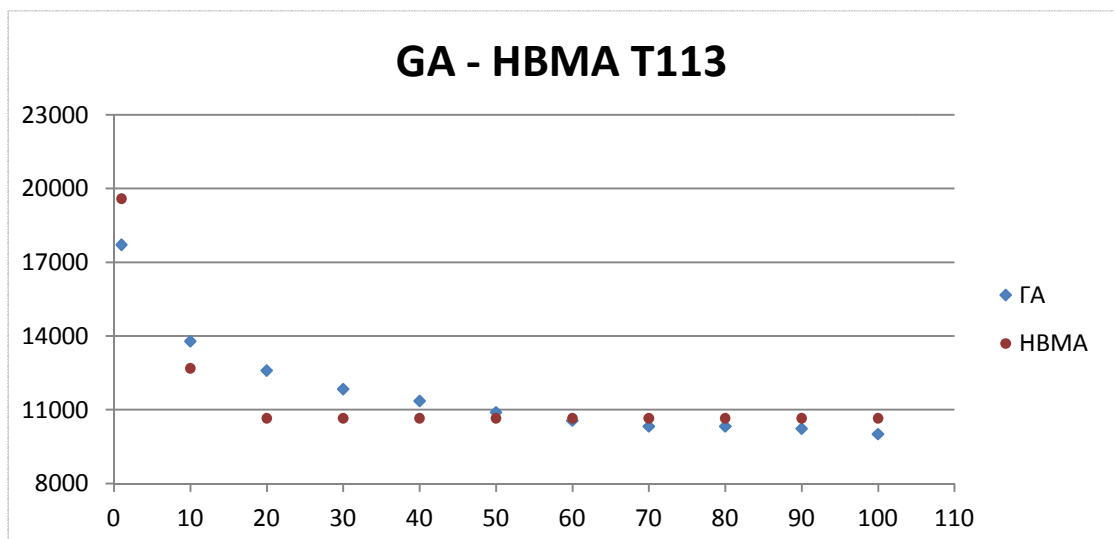
Στα διαγράμματα που ακολουθούν φαίνεται η πορεία των λύσεων που εντοπίζουν οι αλγόριθμοι για κάθε δέκα επαναλήψεις. Παρατηρώντας τα διαγράμματα για όλα τα διαφορετικά σενάρια που έπρεπε να επιλυθούν, φαίνεται ότι ο HBMA βελτιώνει πολύ πιο γρήγορα τις λύσεις του σε σχέση με το Γενετικό, ενώ ταυτόχρονα καταλήγει σε καλύτερες λύσεις στα περισσότερα σενάρια.



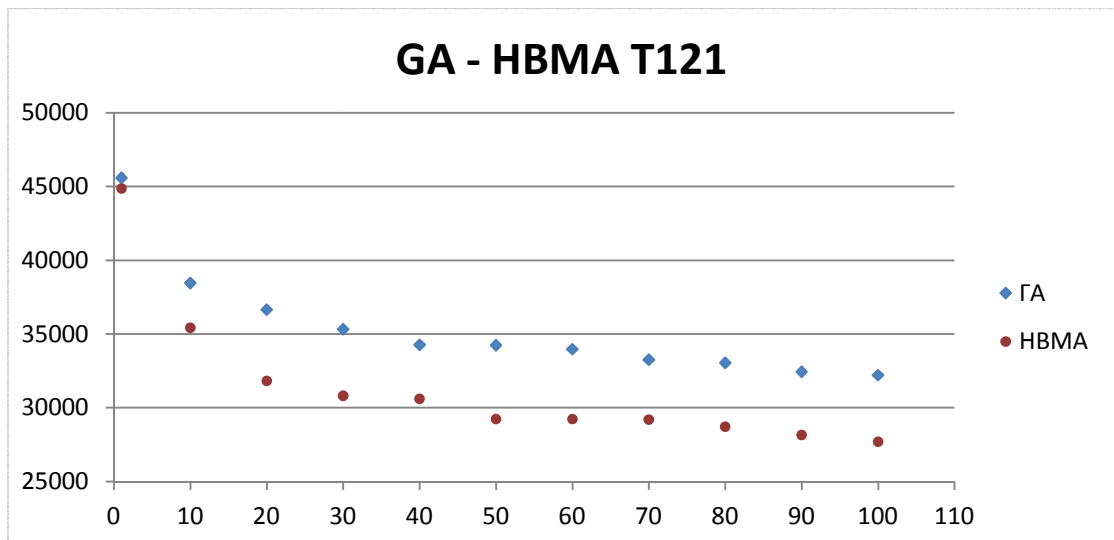
Πίνακας 40



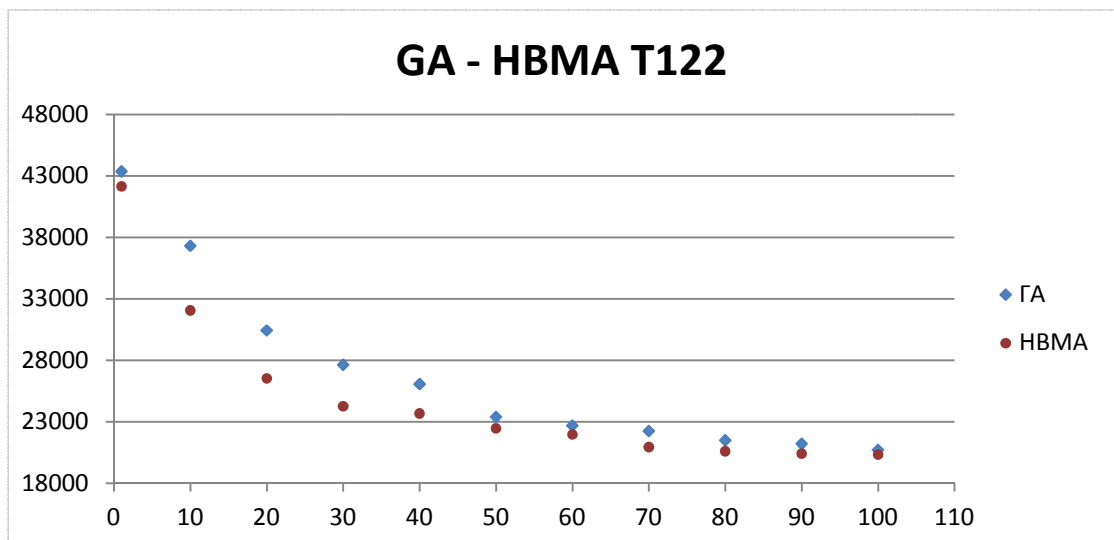
Πίνακας 41



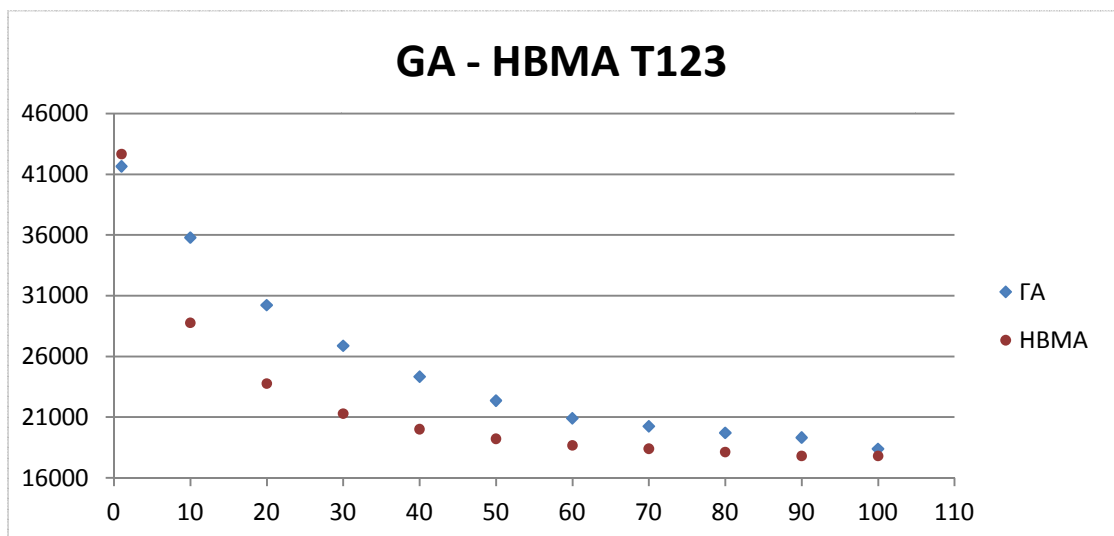
Πίνακας 42



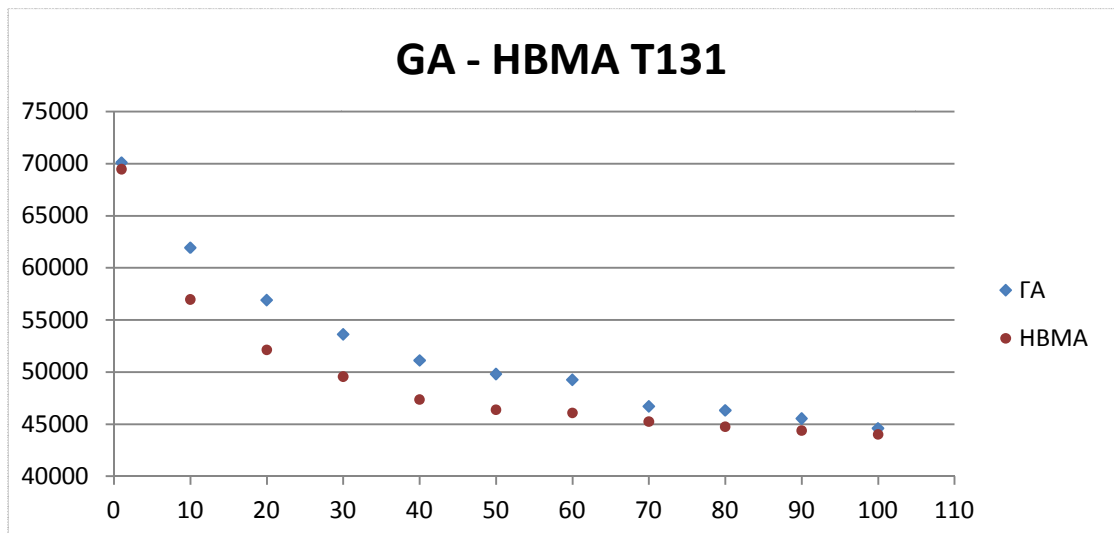
Πίνακας 43



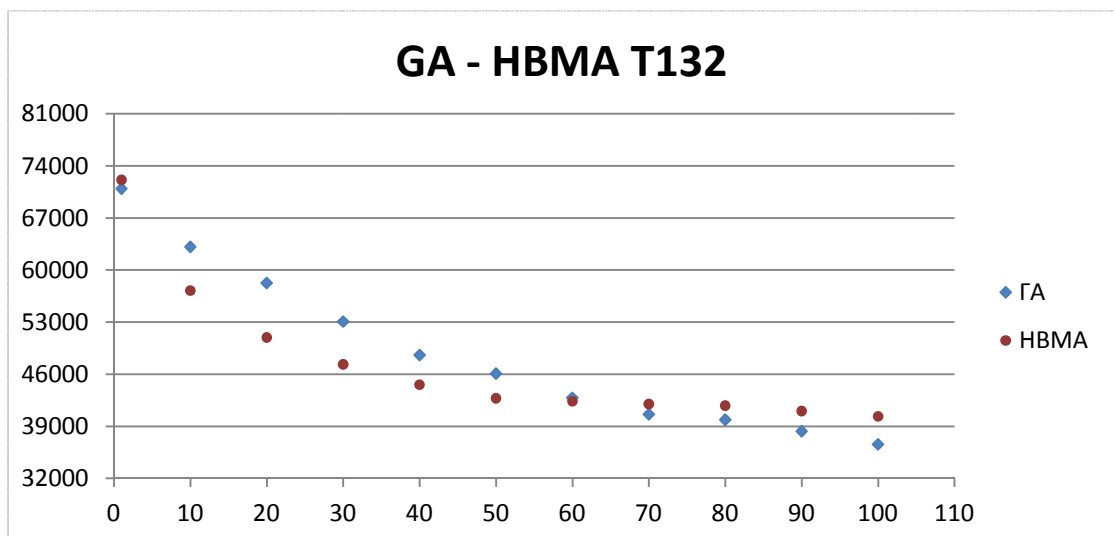
Πίνακας 44



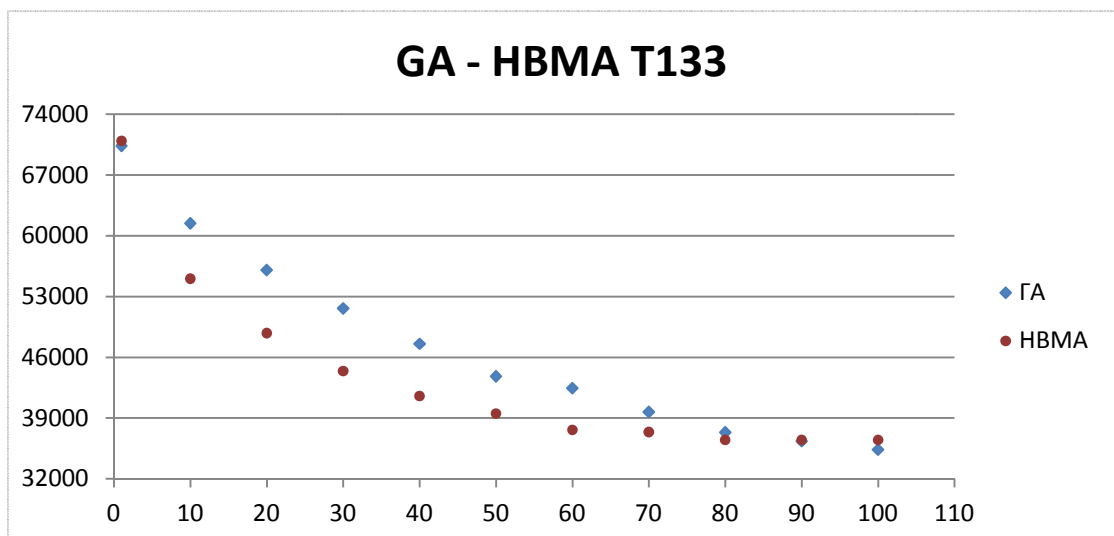
Πίνακας 45



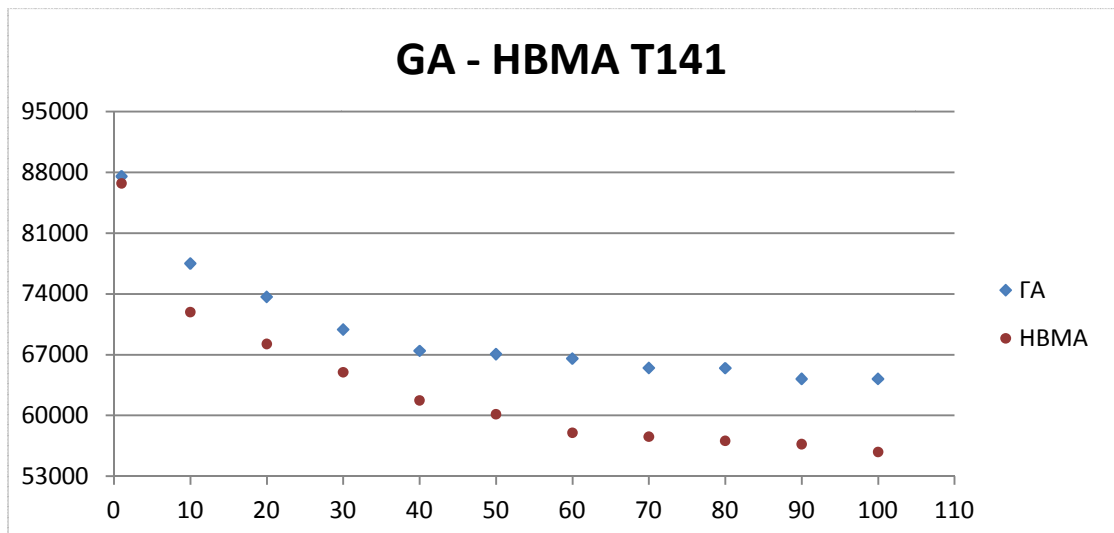
Πίνακας 46



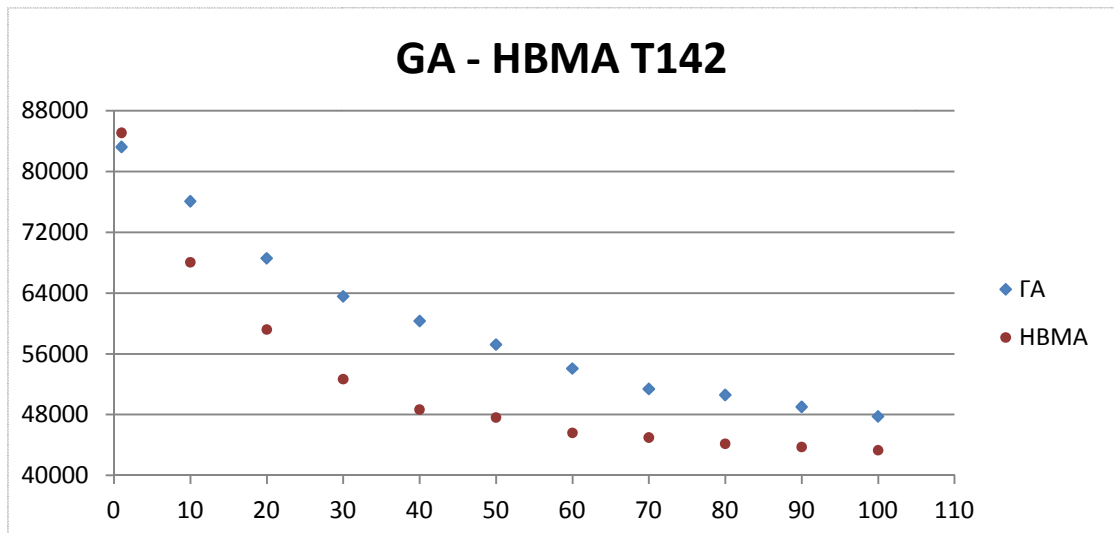
Πίνακας 47



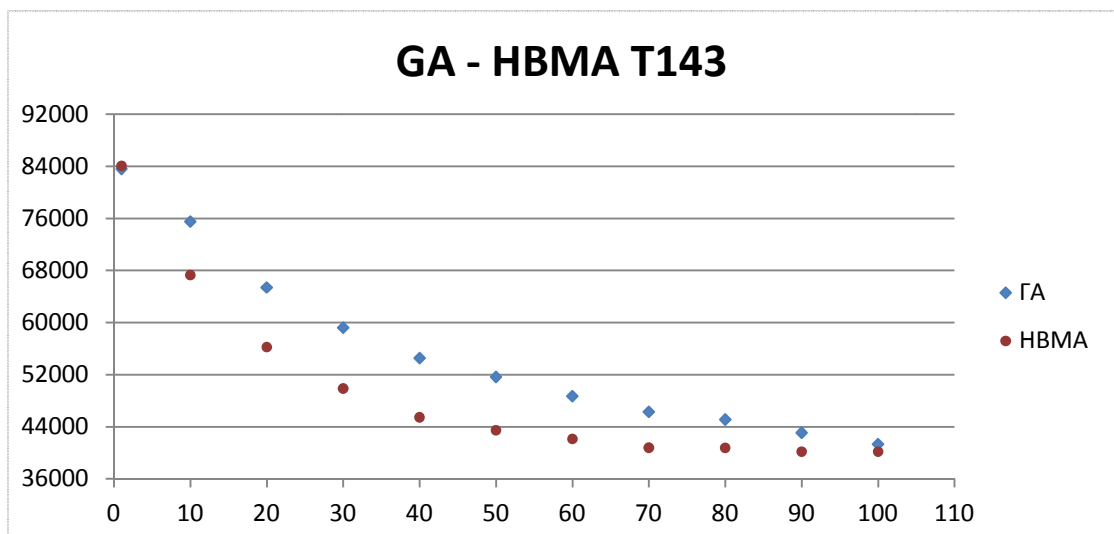
Πίνακας 48



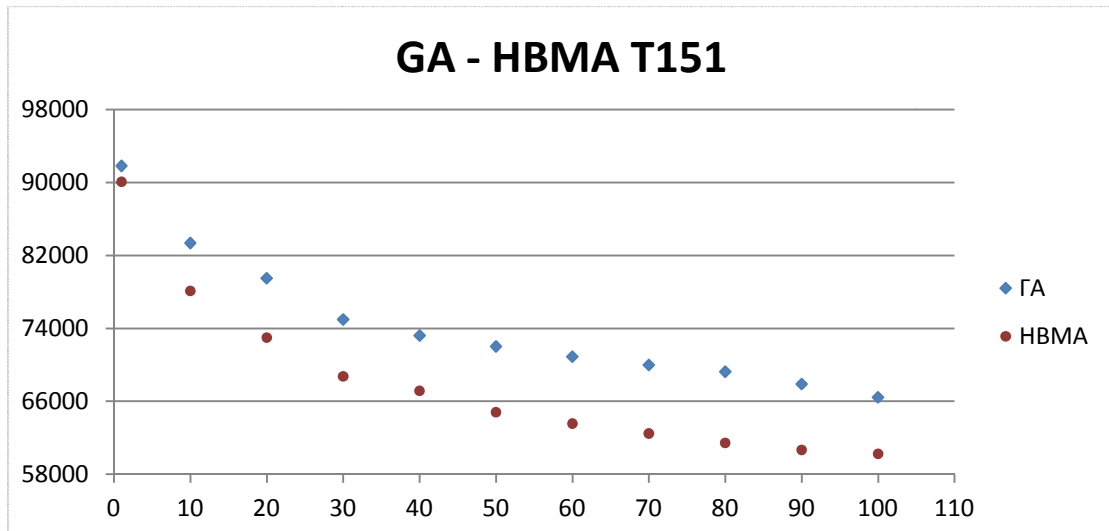
Πίνακας 49



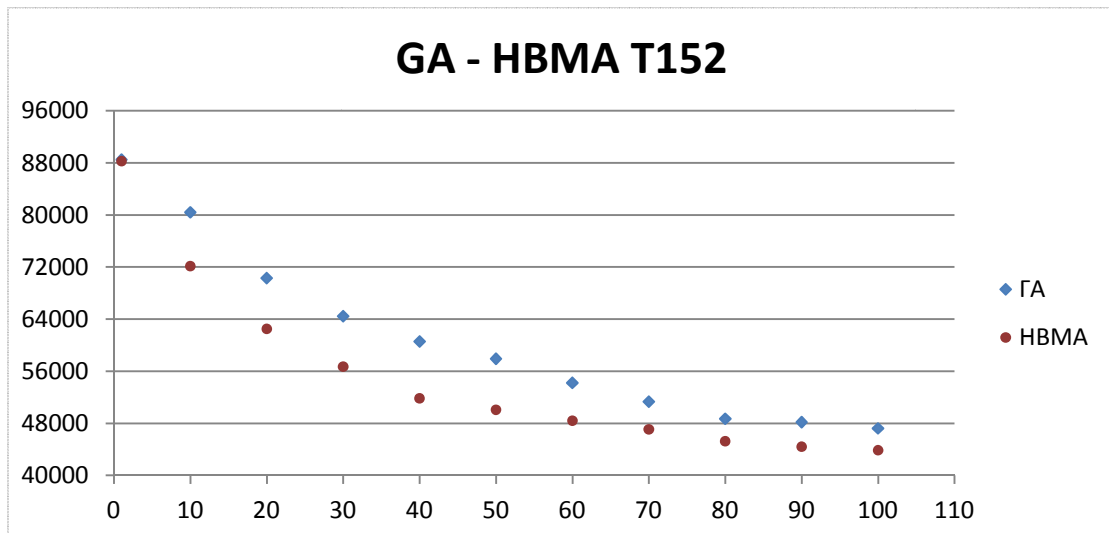
Πίνακας 50



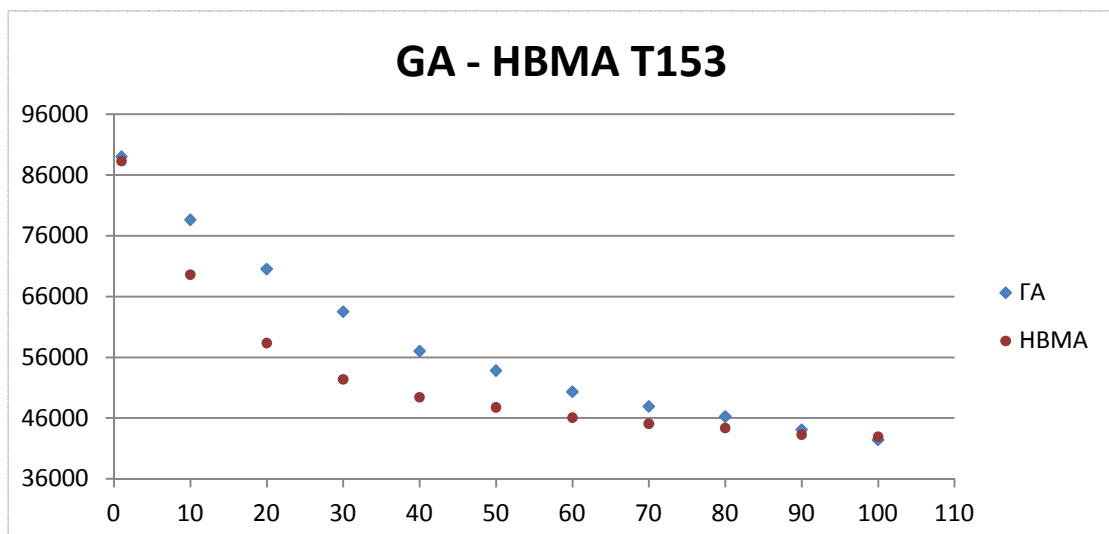
Πίνακας 51



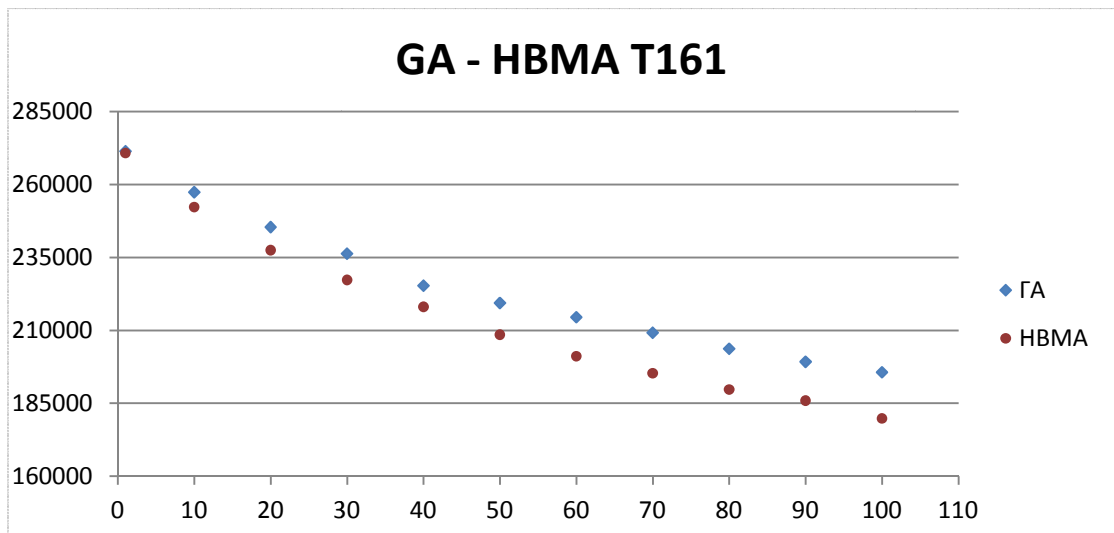
Πίνακας 52



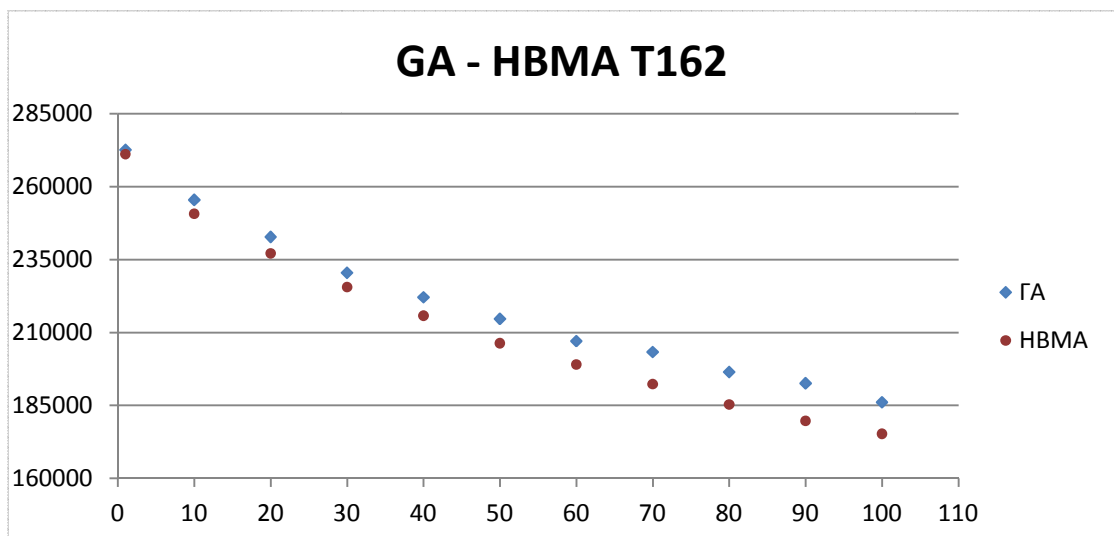
Πίνακας 53



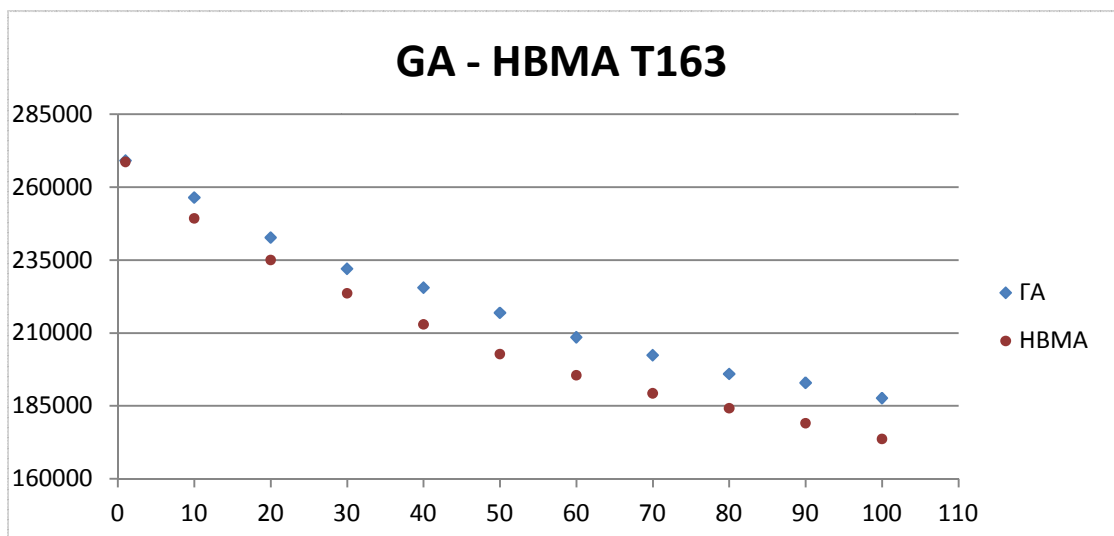
Πίνακας 54



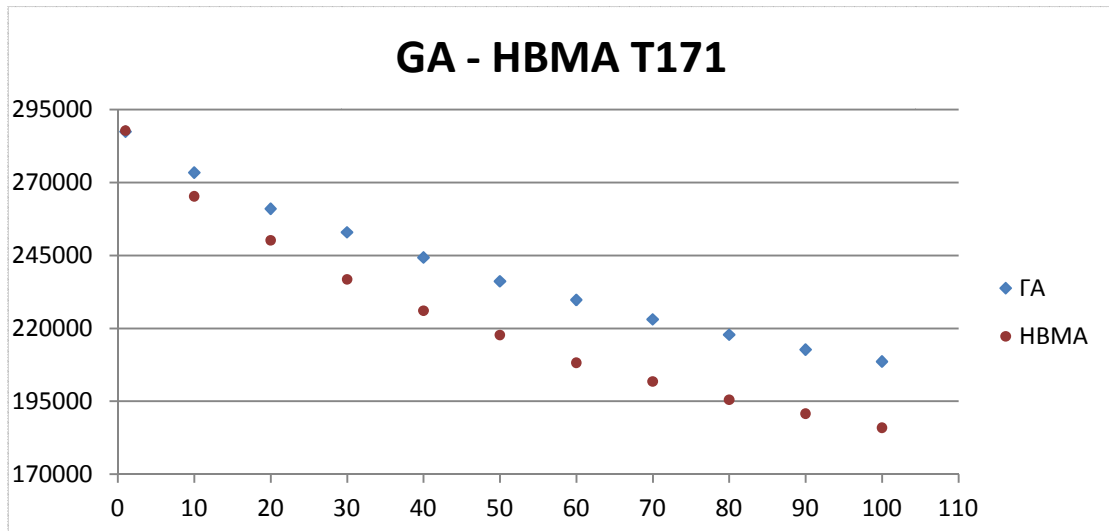
Πίνακας 55



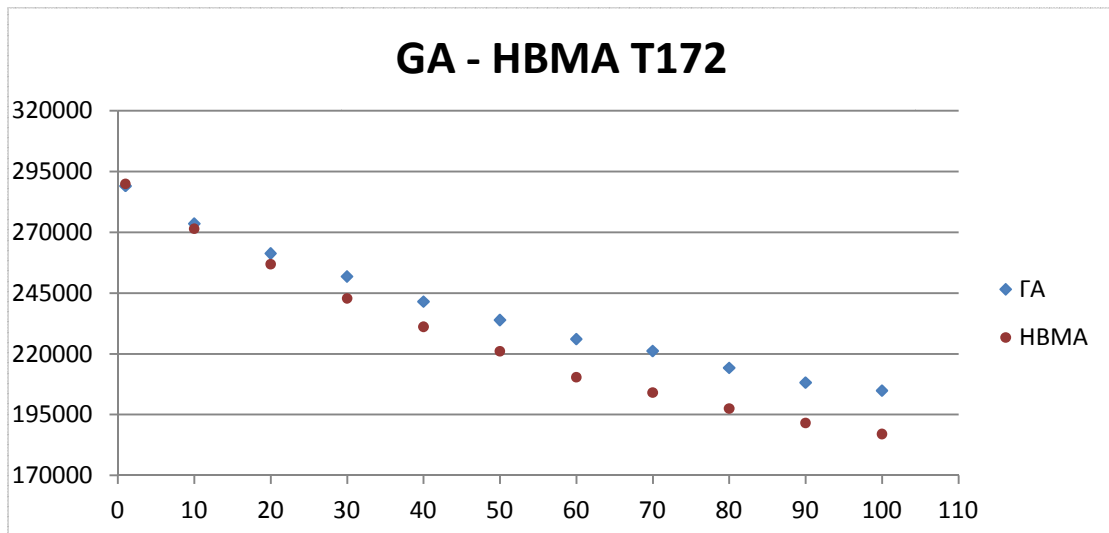
Πίνακας 56



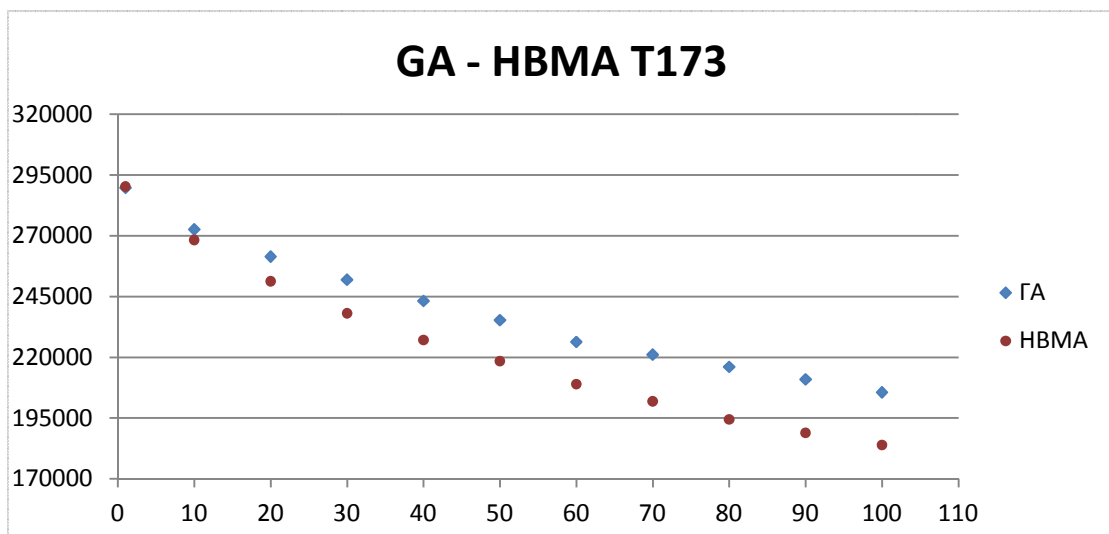
Πίνακας 57



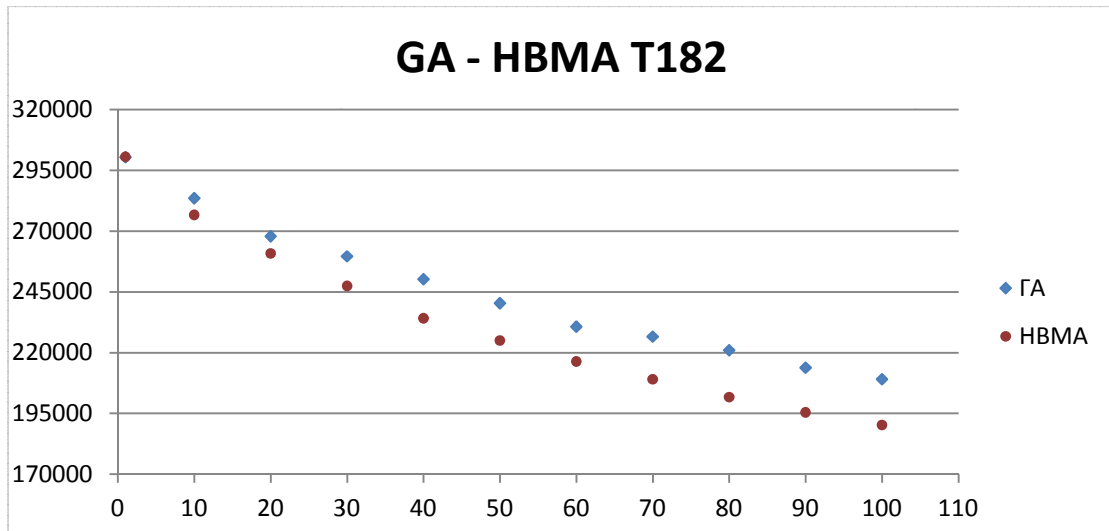
Πίνακας 58



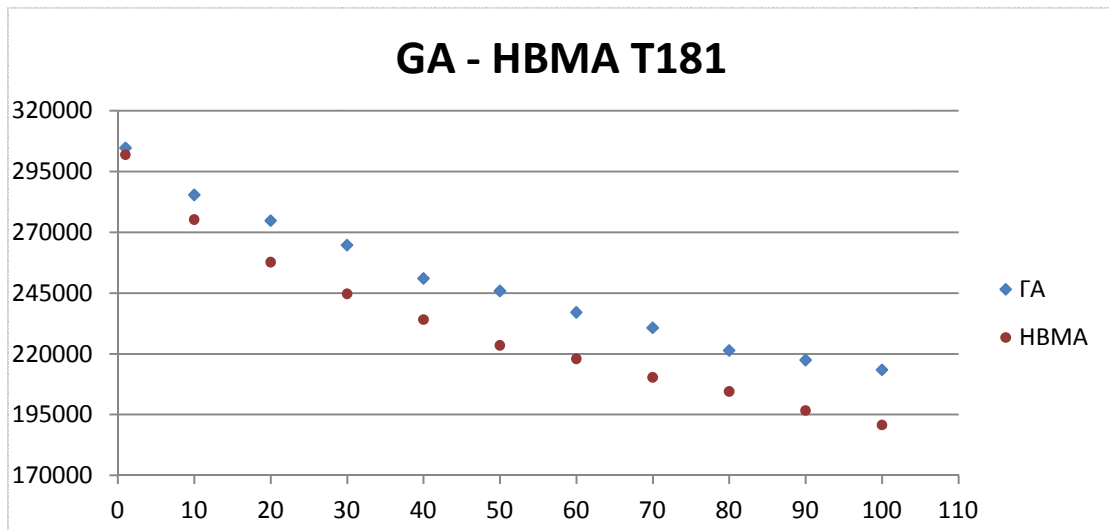
Πίνακας 59



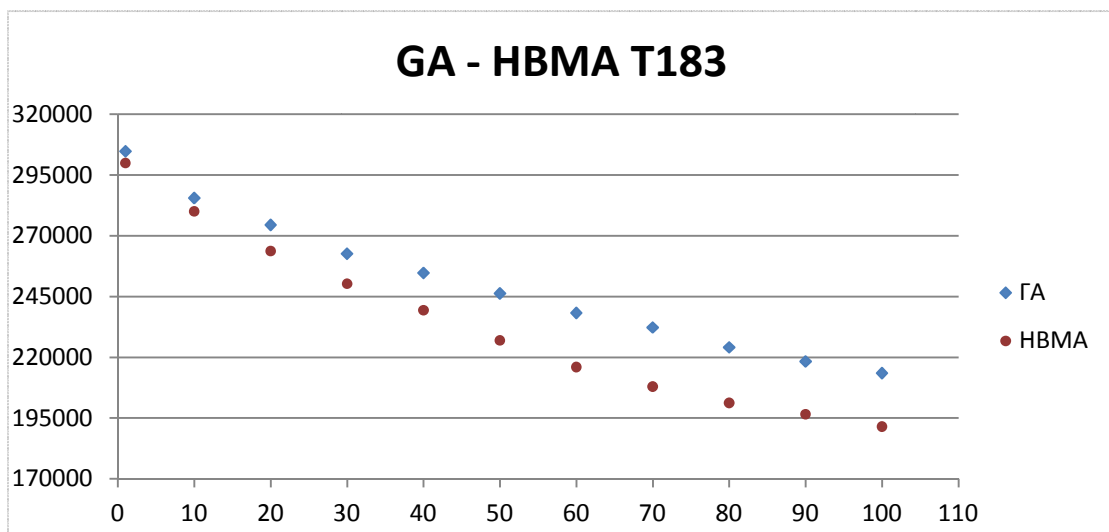
Πίνακας 60



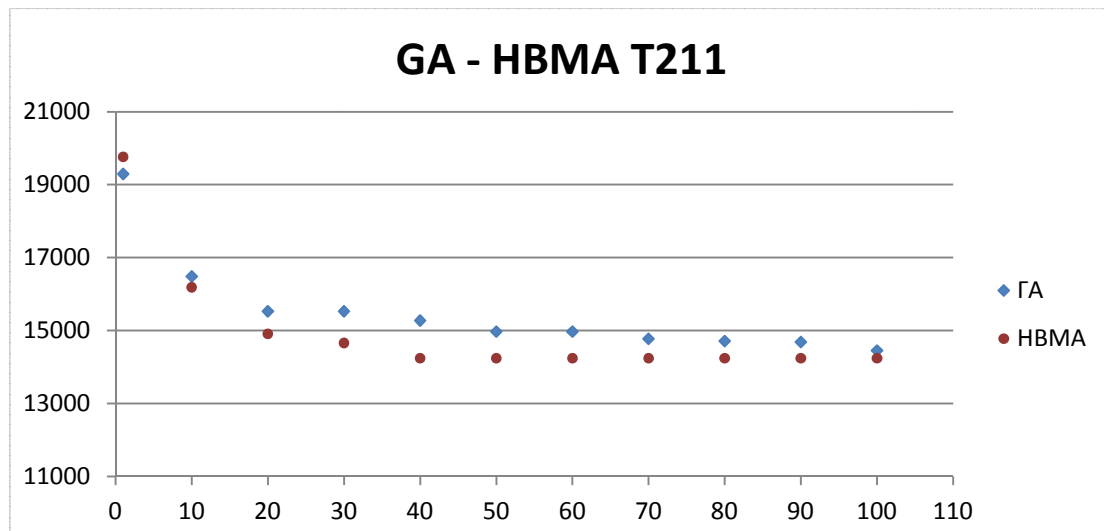
Πίνακας 61



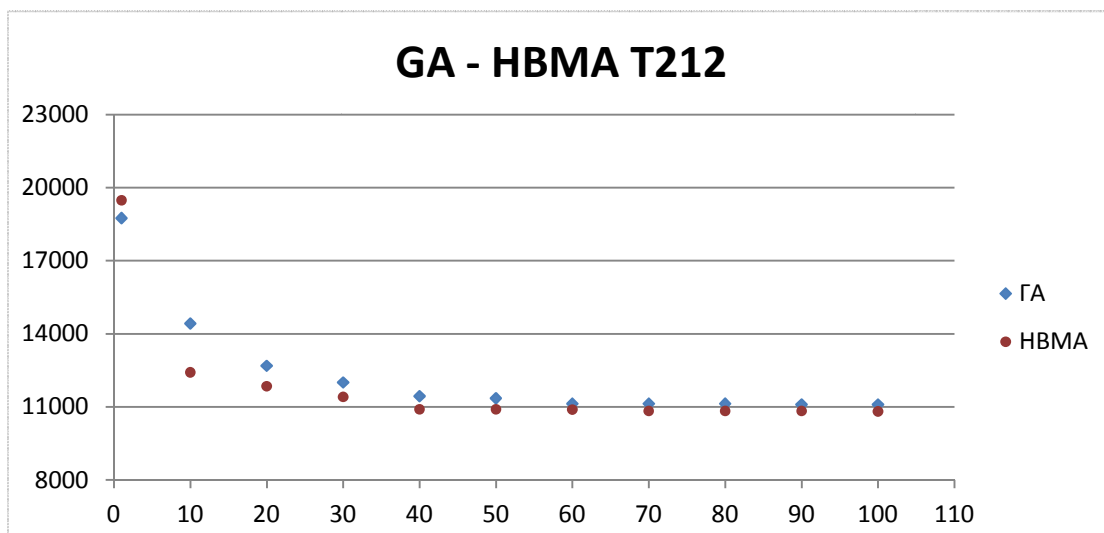
Πίνακας 62



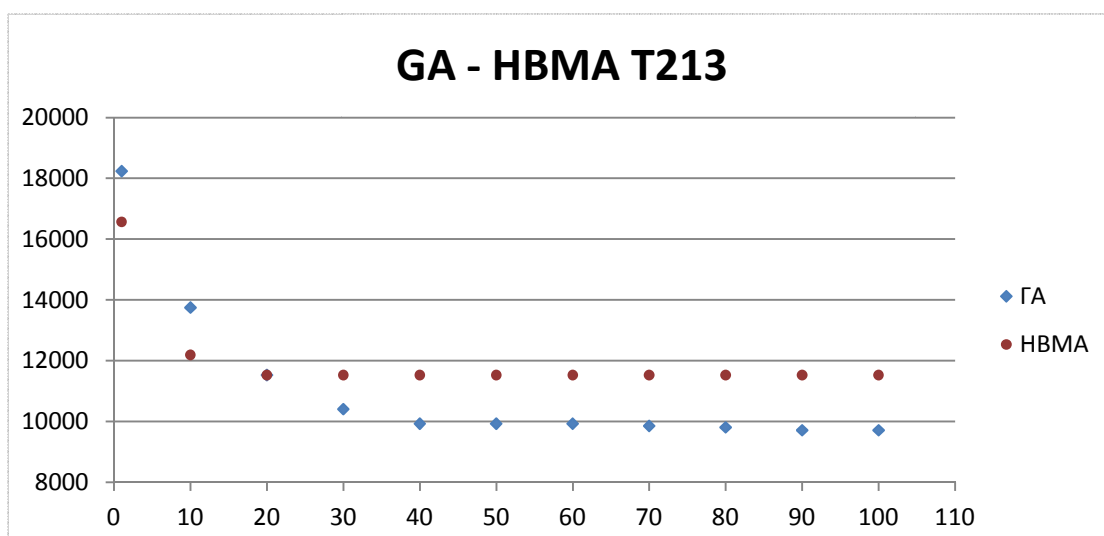
Πίνακας 63



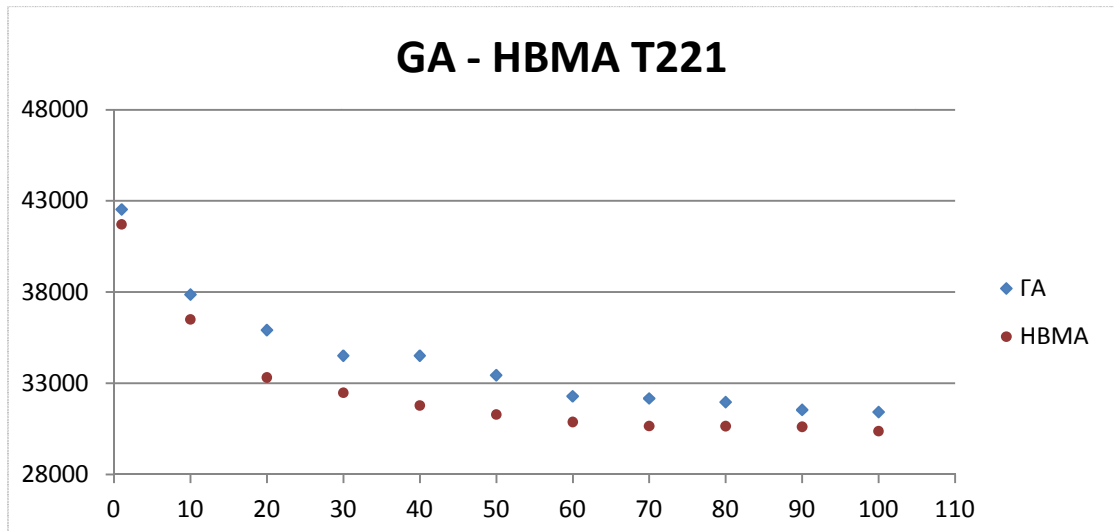
Πίνακας 64



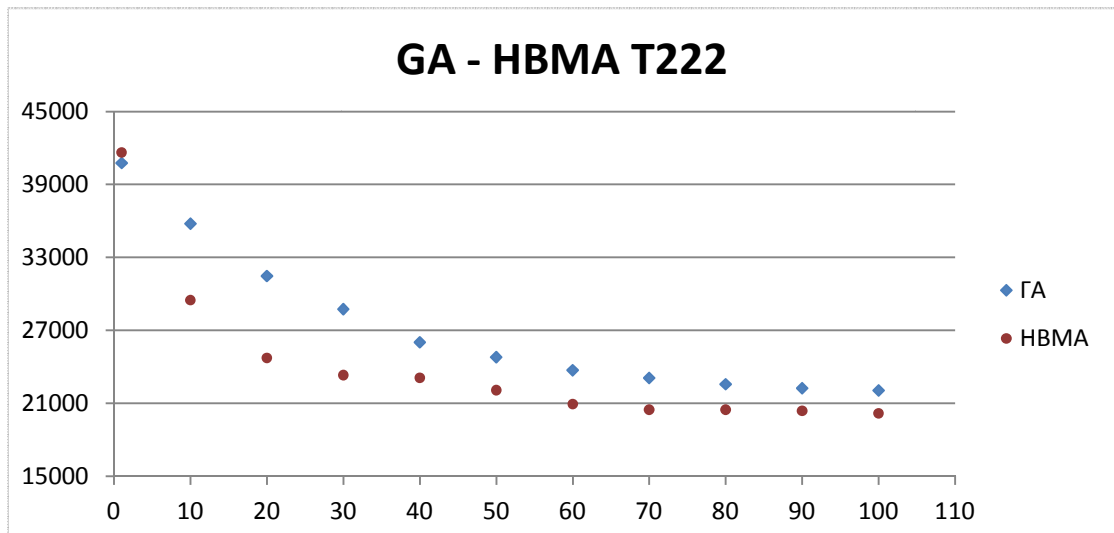
Πίνακας 65



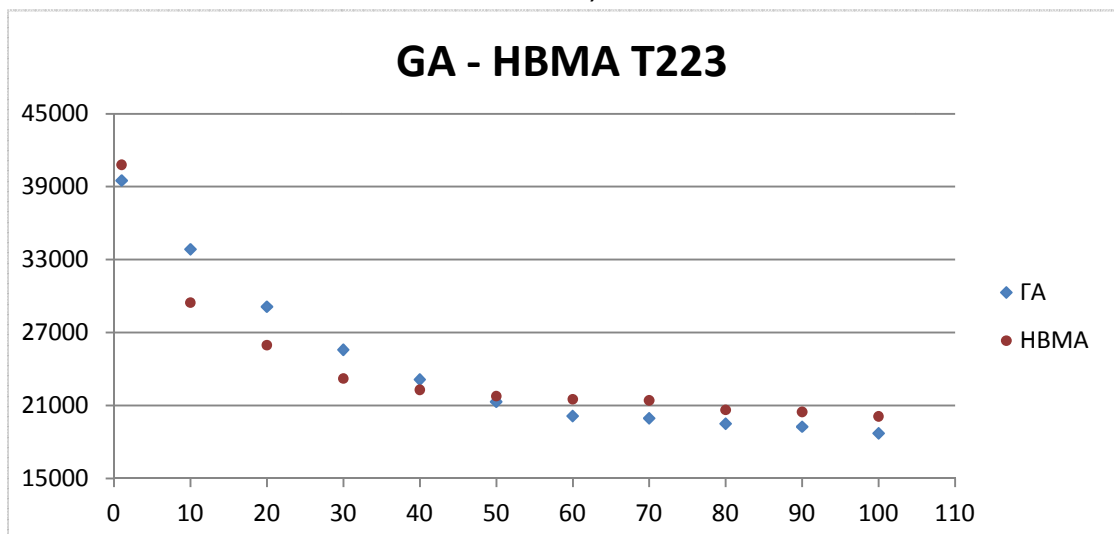
Πίνακας 66



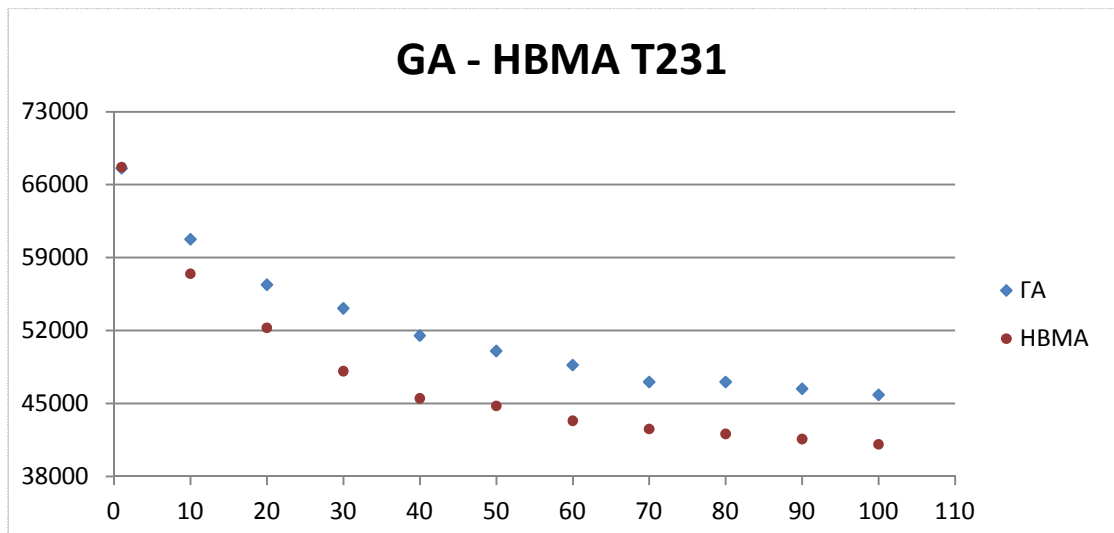
Πίνακας 67



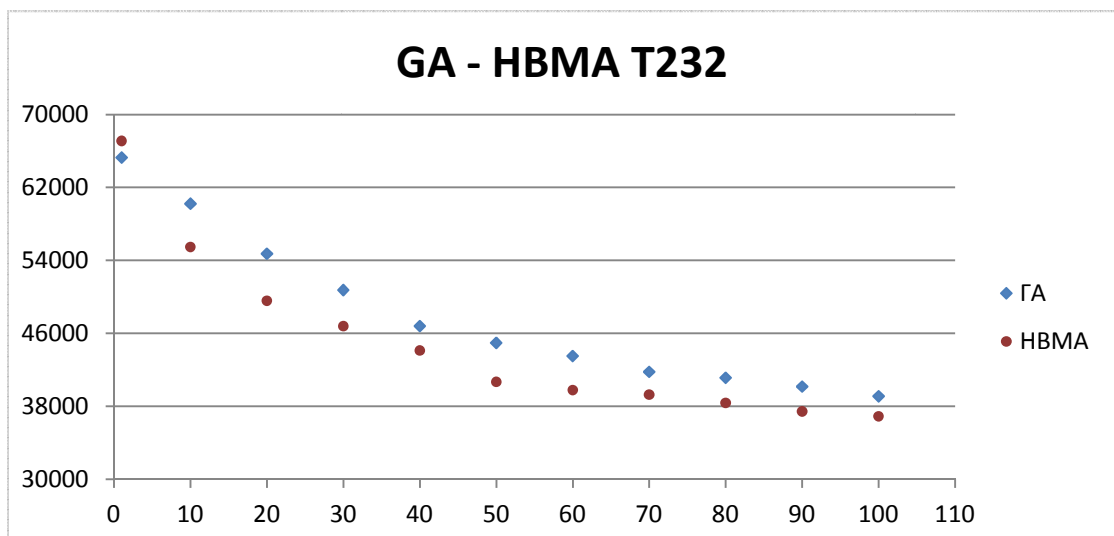
Πίνακας 68



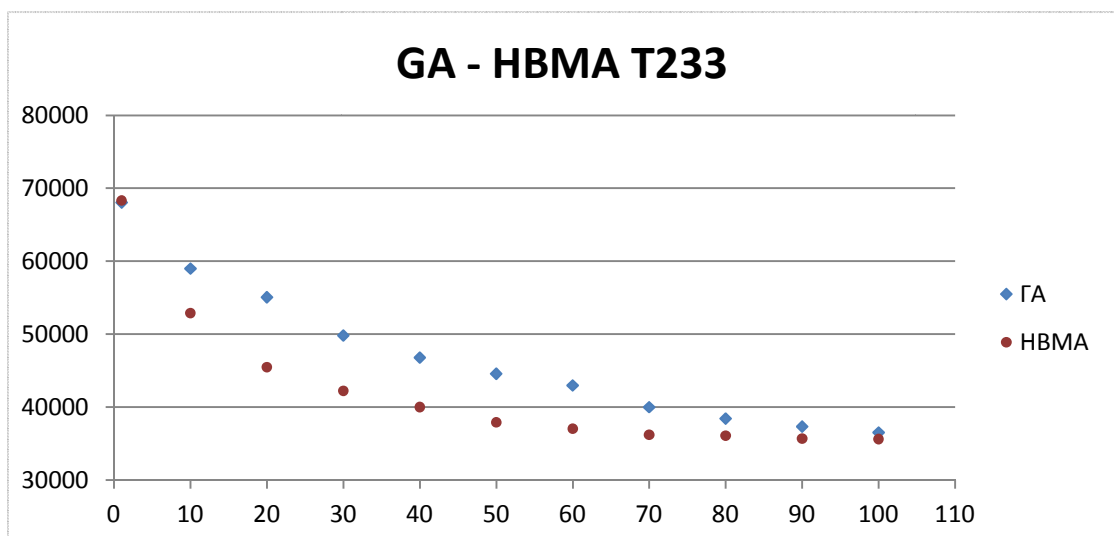
Πίνακας 69



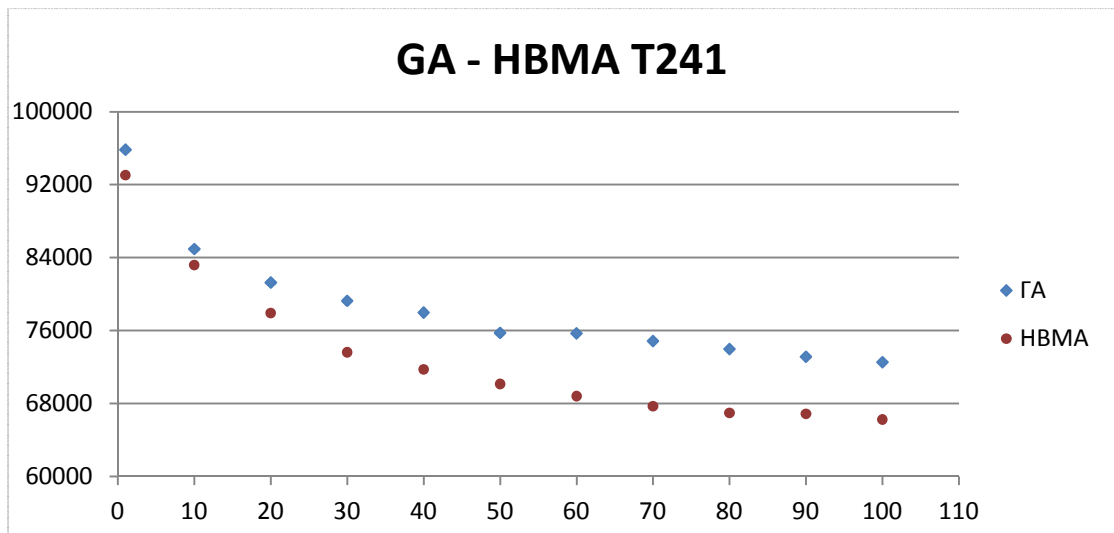
Πίνακας 70



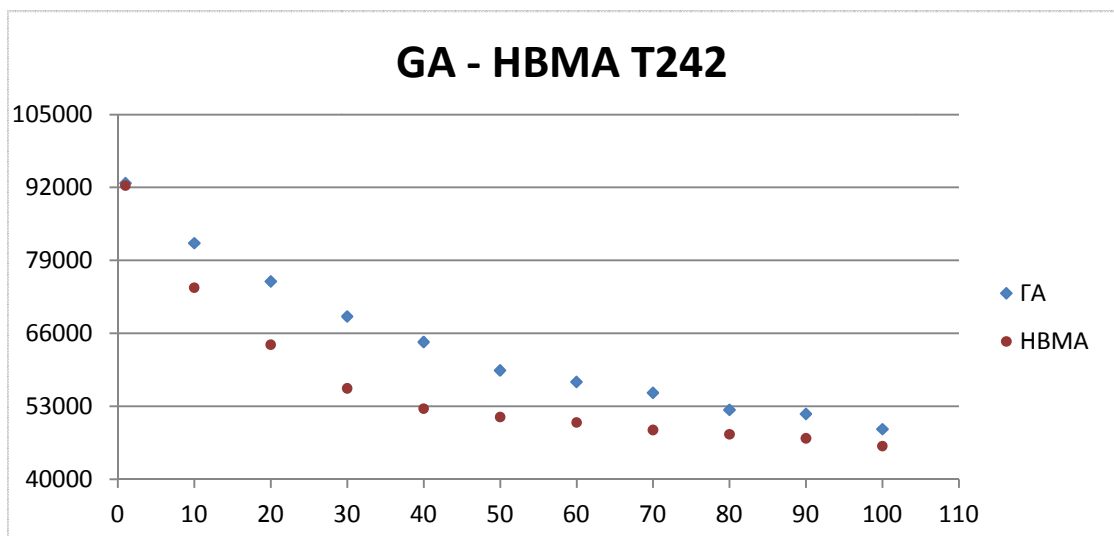
Πίνακας 71



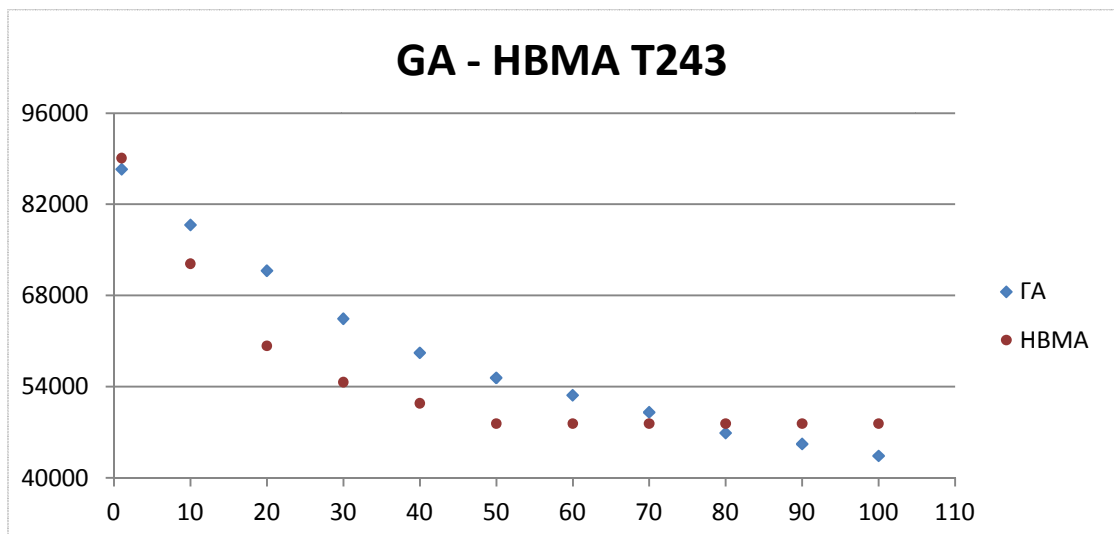
Πίνακας 72



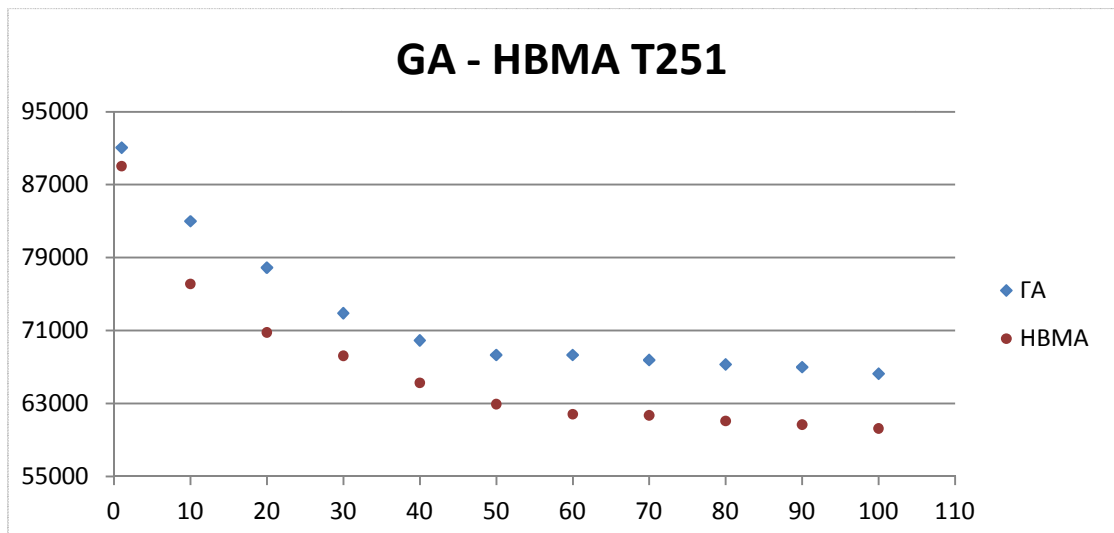
Πίνακας 73



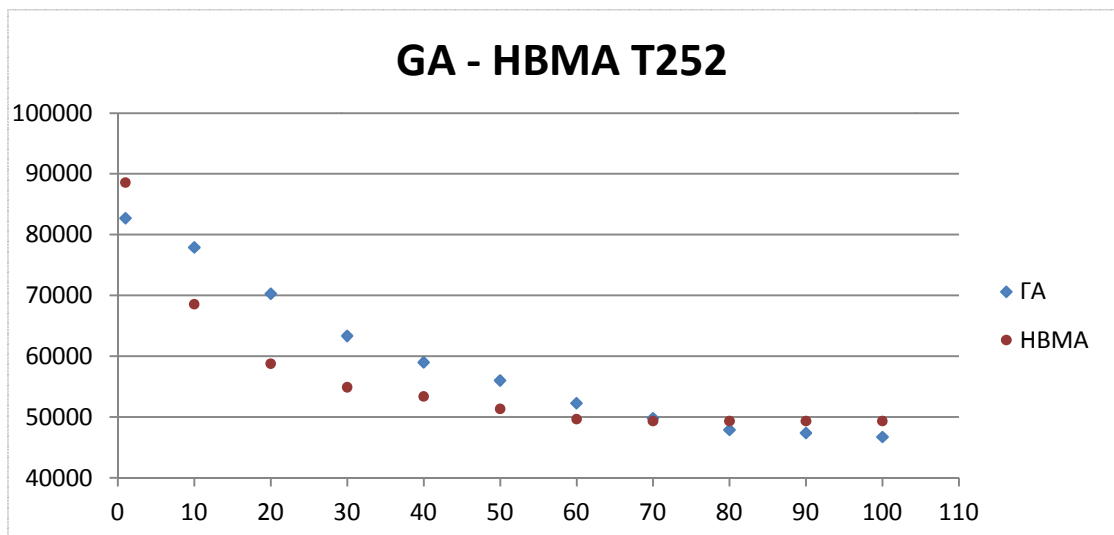
Πίνακας 74



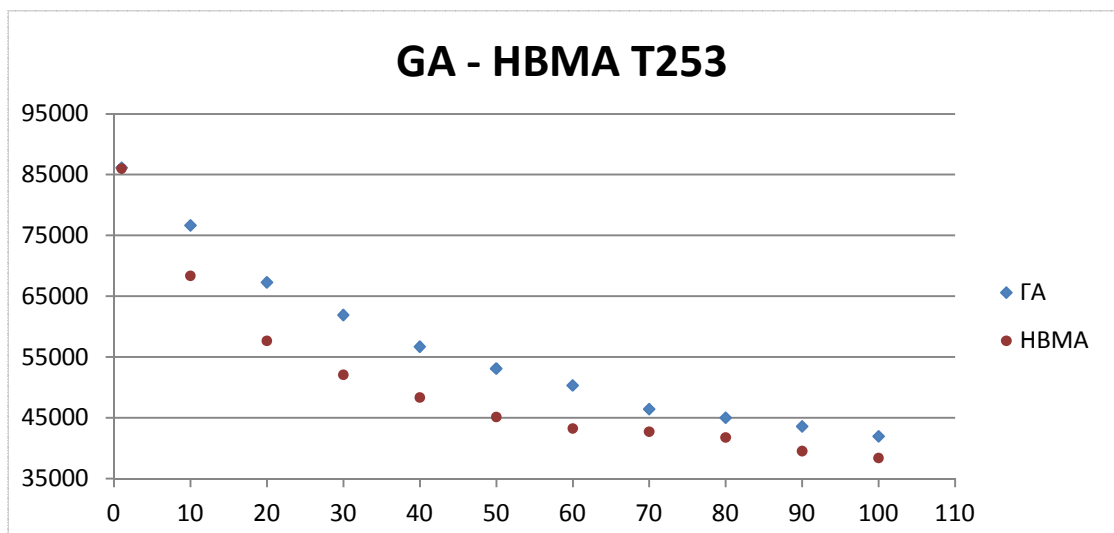
Πίνακας 75



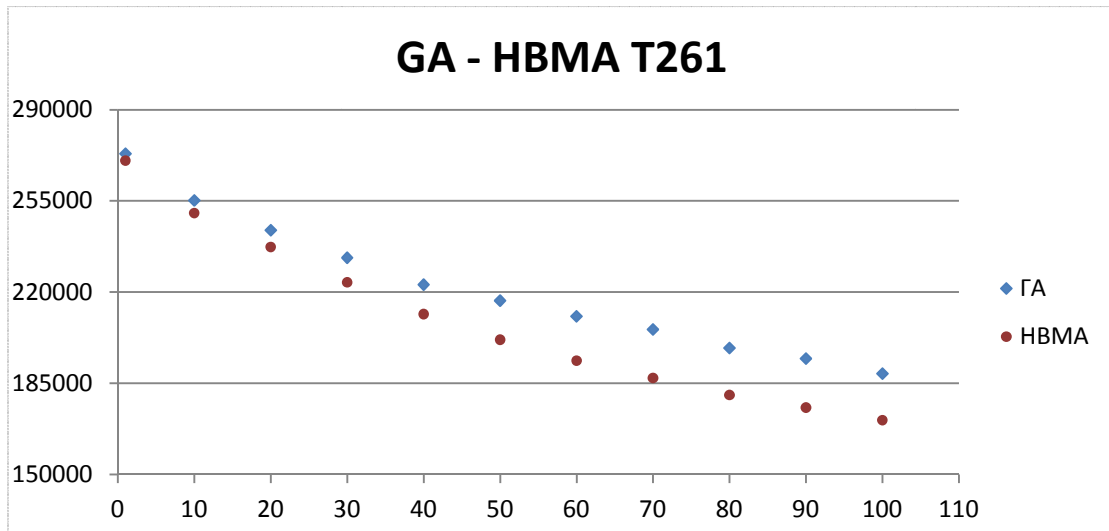
Πίνακας 76



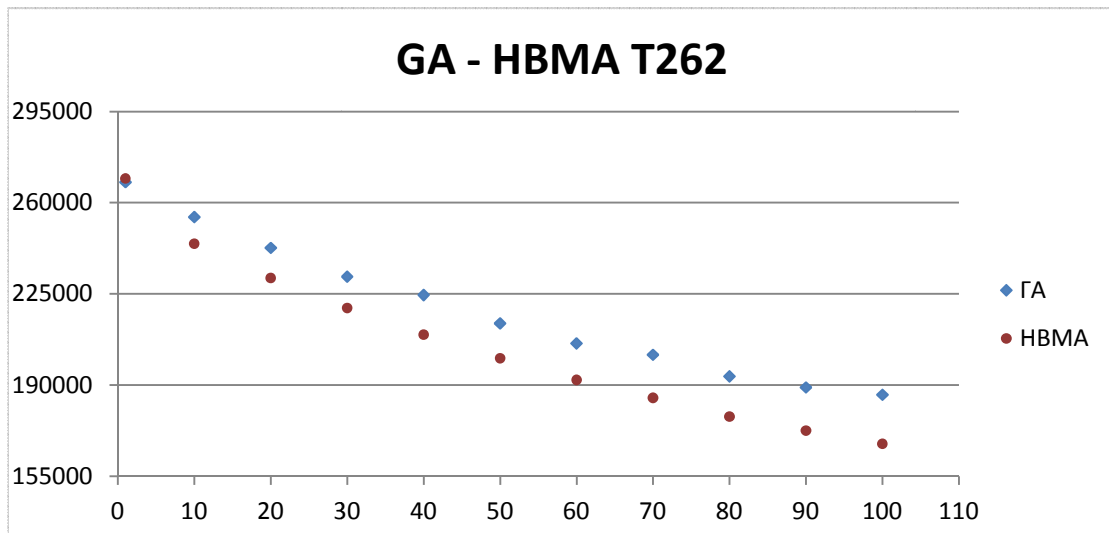
Πίνακας 77



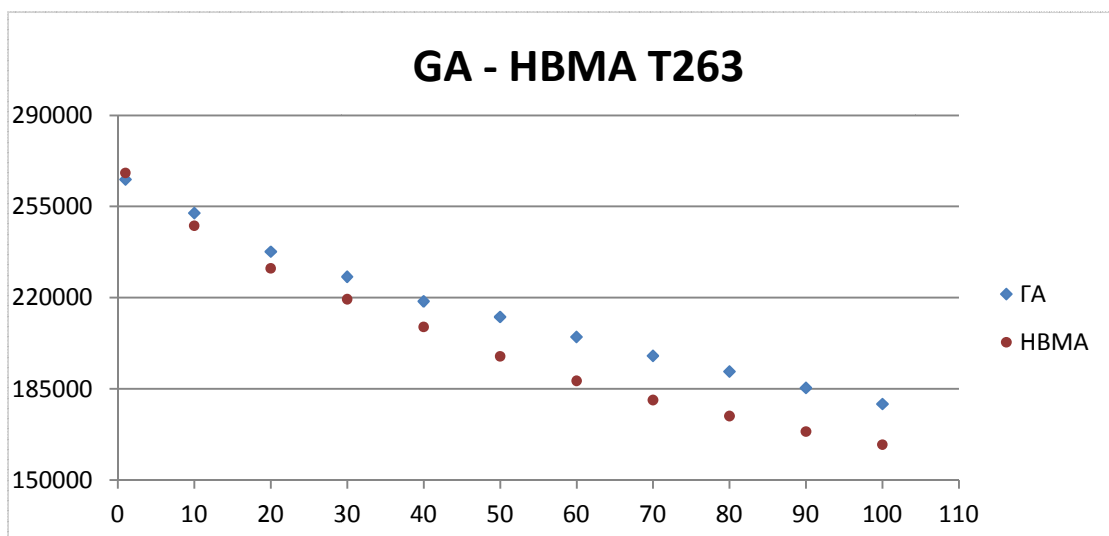
Πίνακας 78



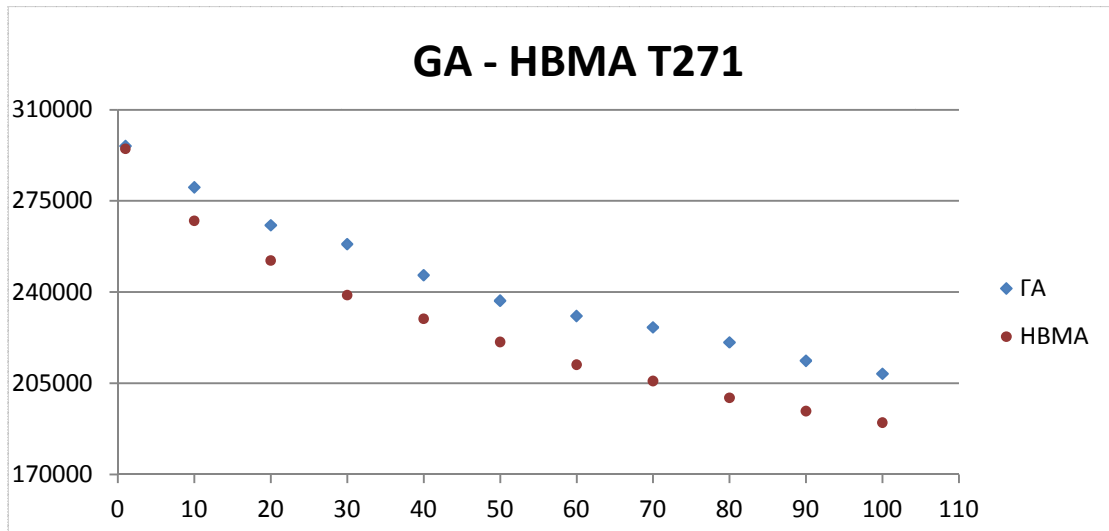
Πίνακας 79



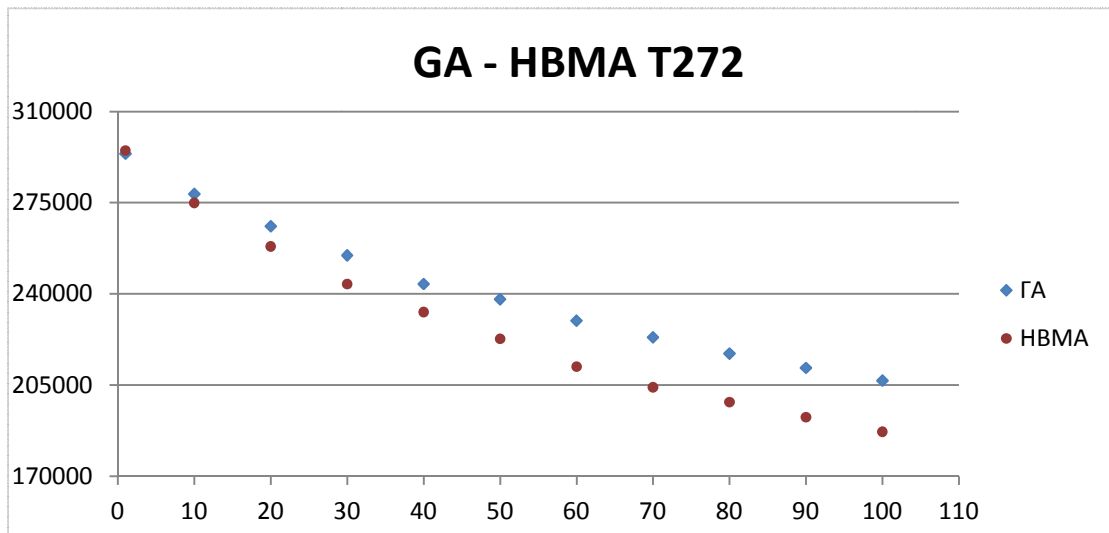
Πίνακας 80



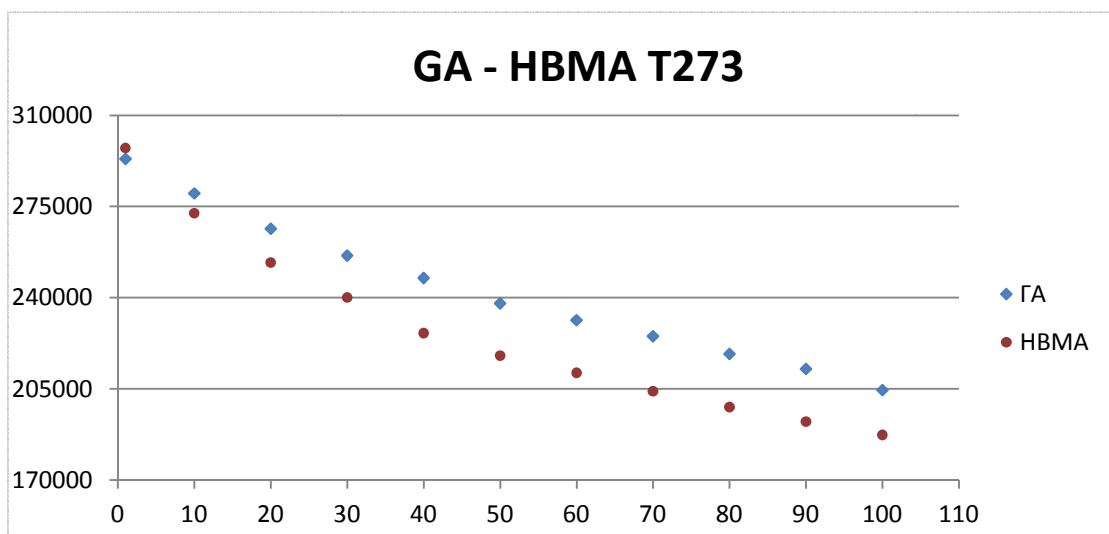
Πίνακας 81



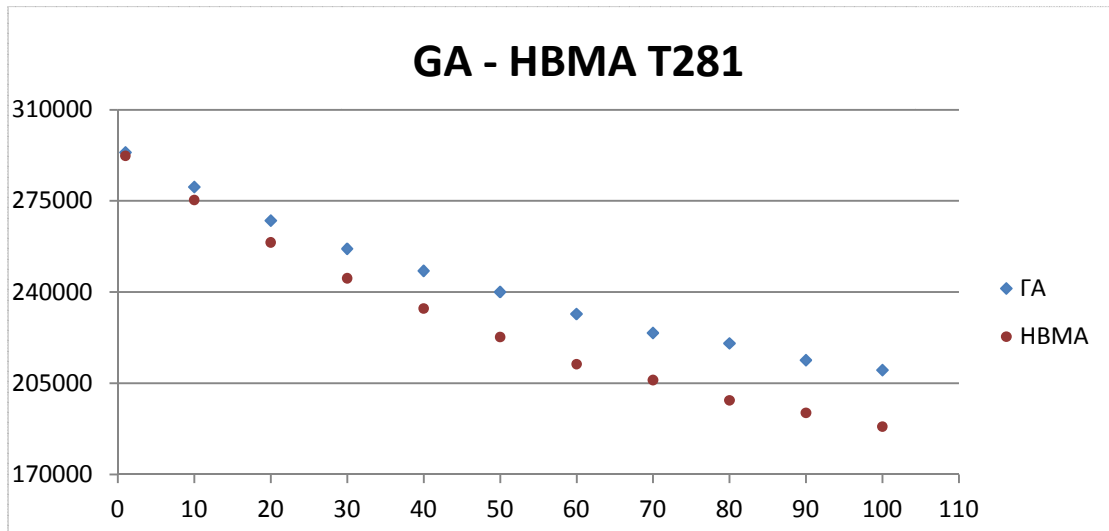
Πίνακας 82



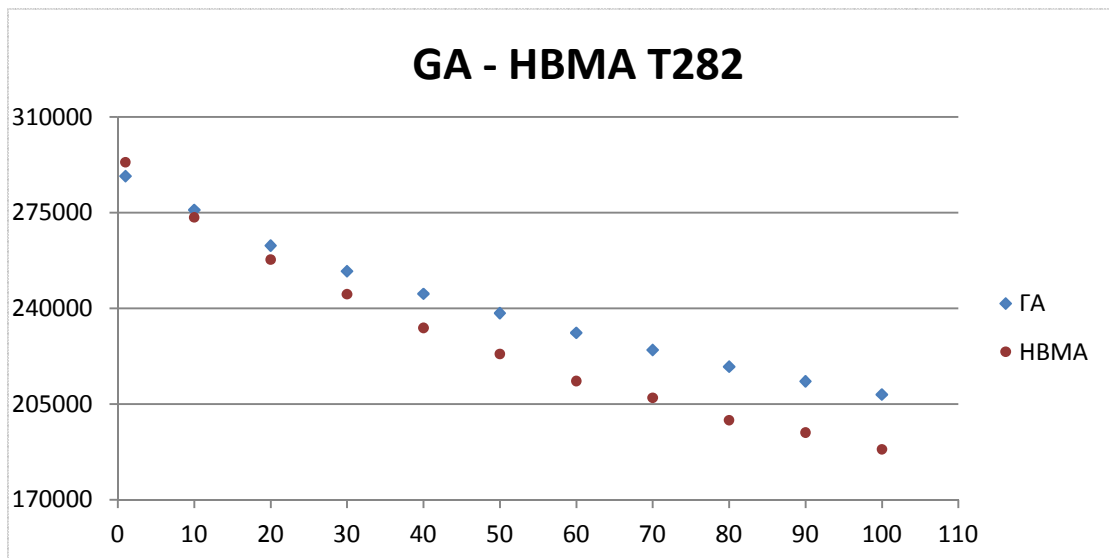
Πίνακας 83



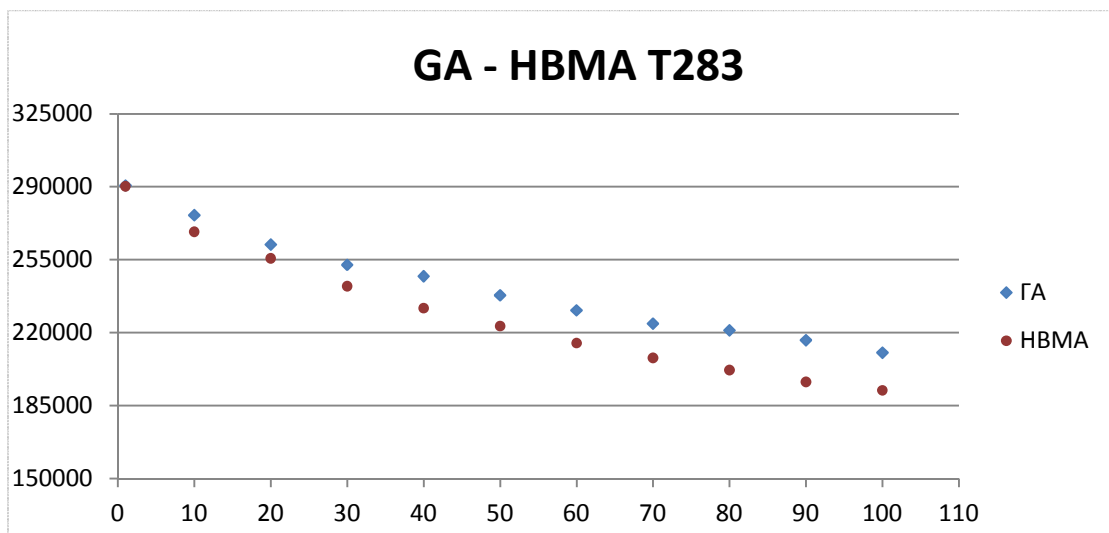
Πίνακας 84



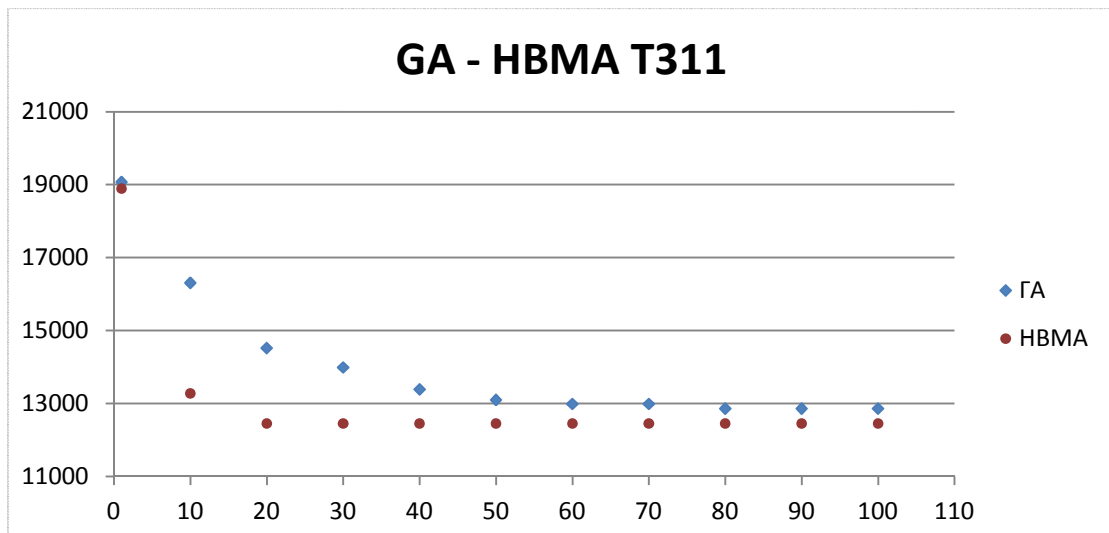
Πίνακας 85



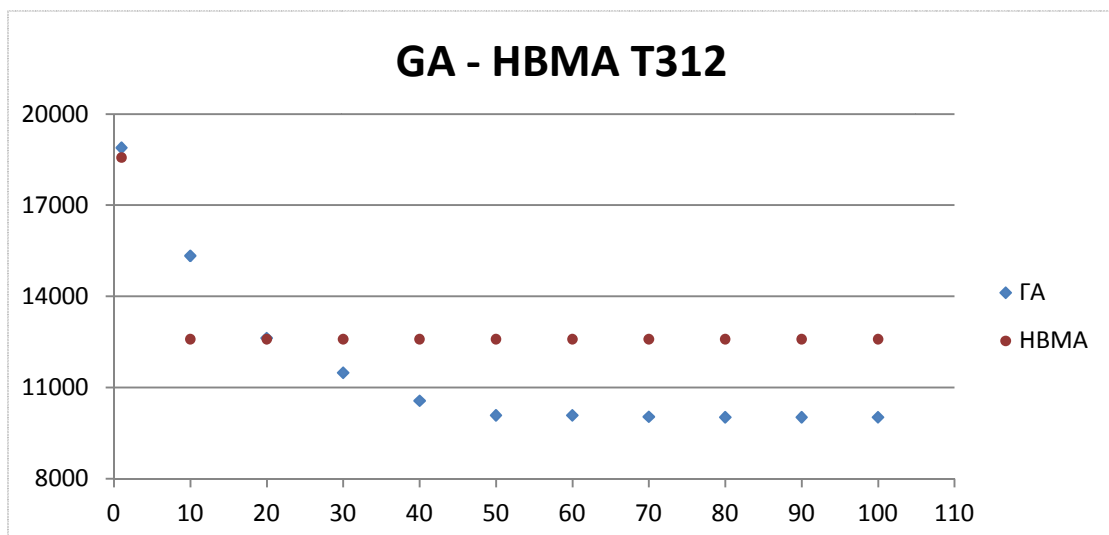
Πίνακας 86



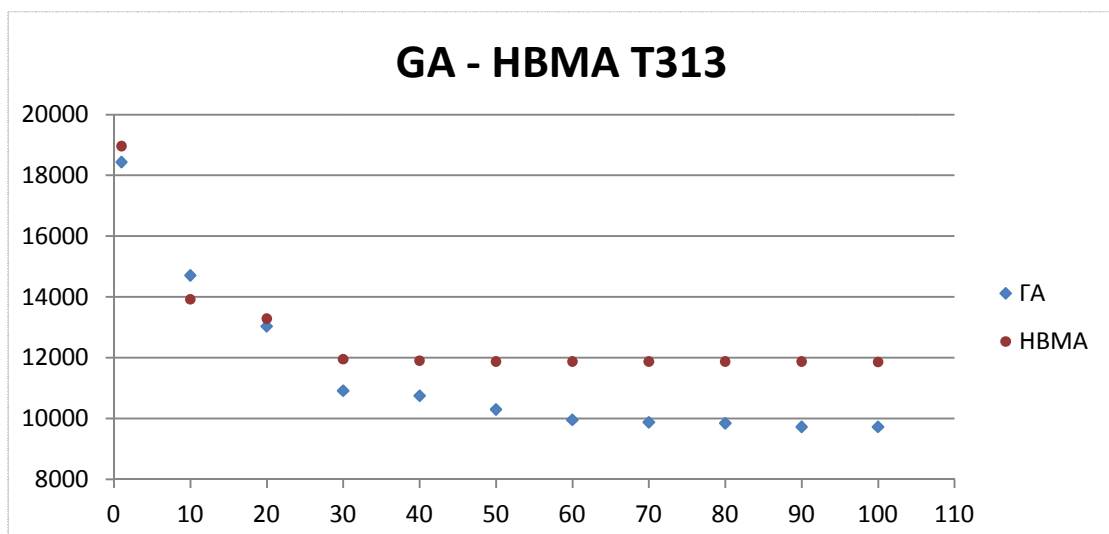
Πίνακας 87



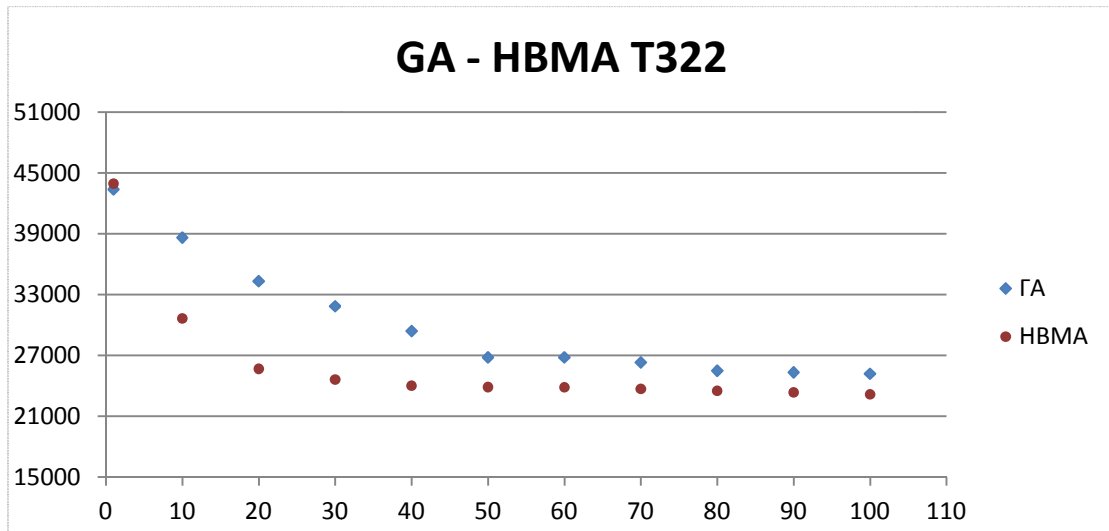
Πίνακας 88



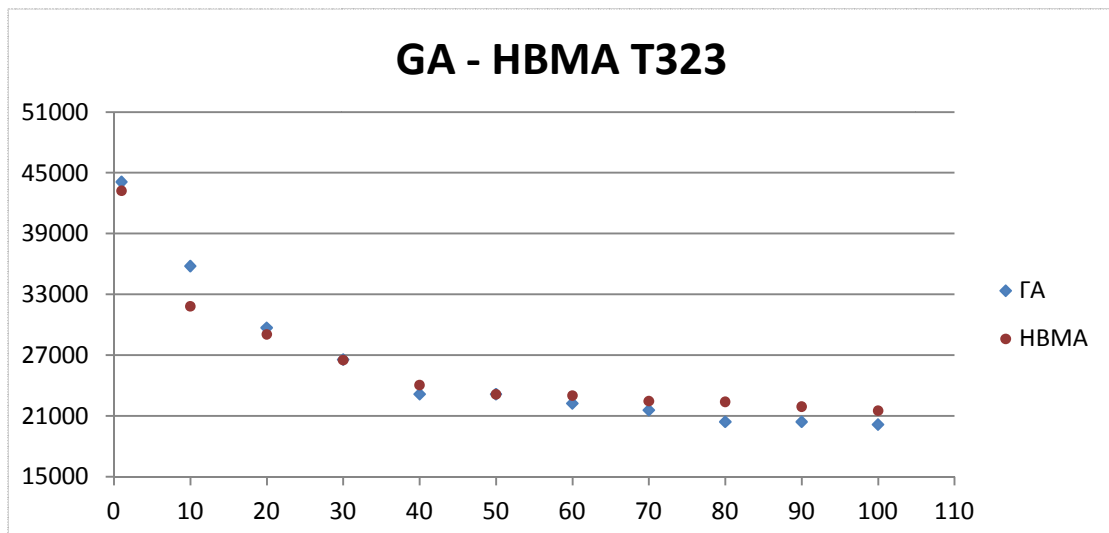
Πίνακας 89



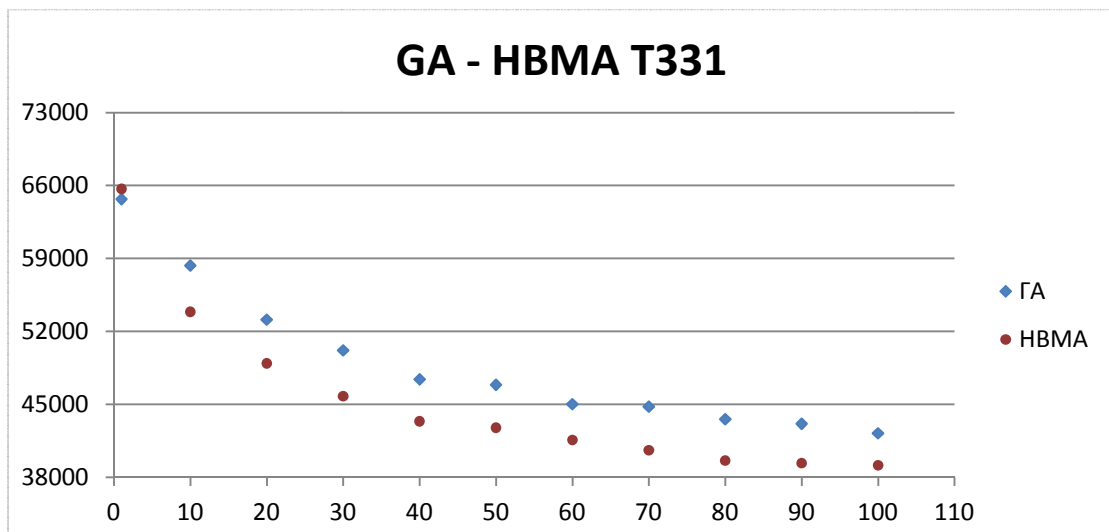
Πίνακας 90



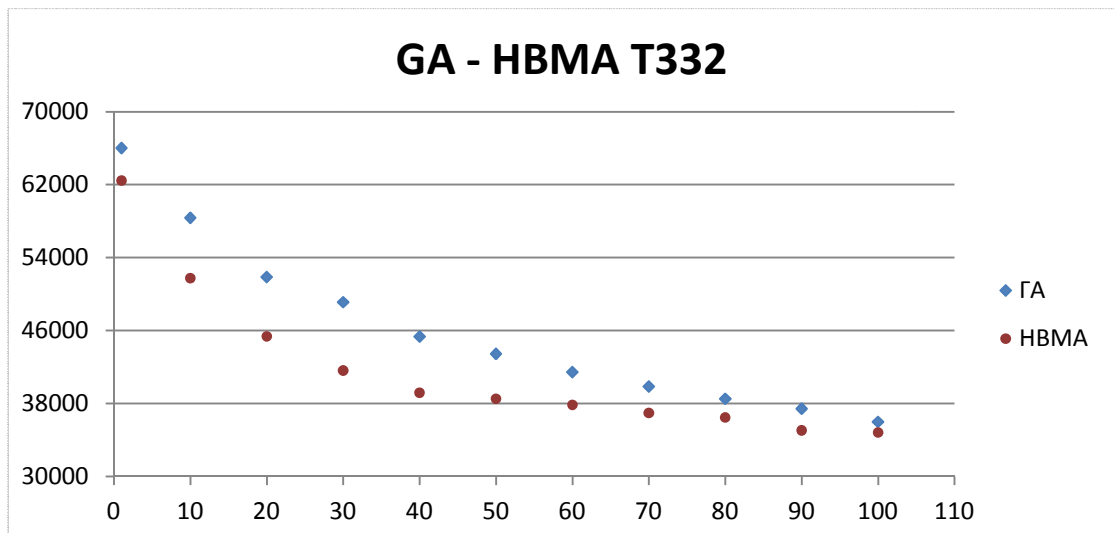
Πίνακας 91



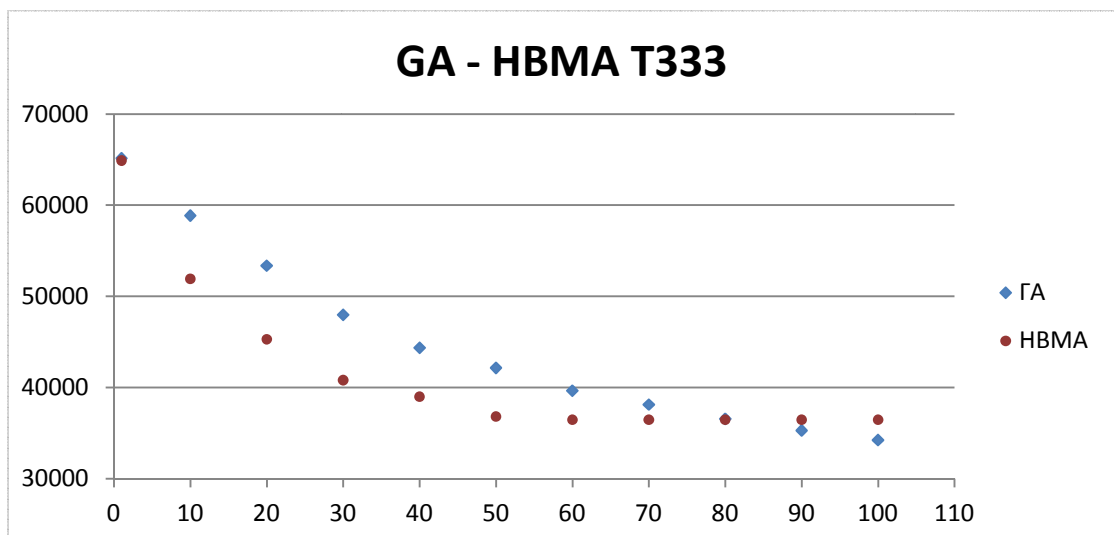
Πίνακας 92



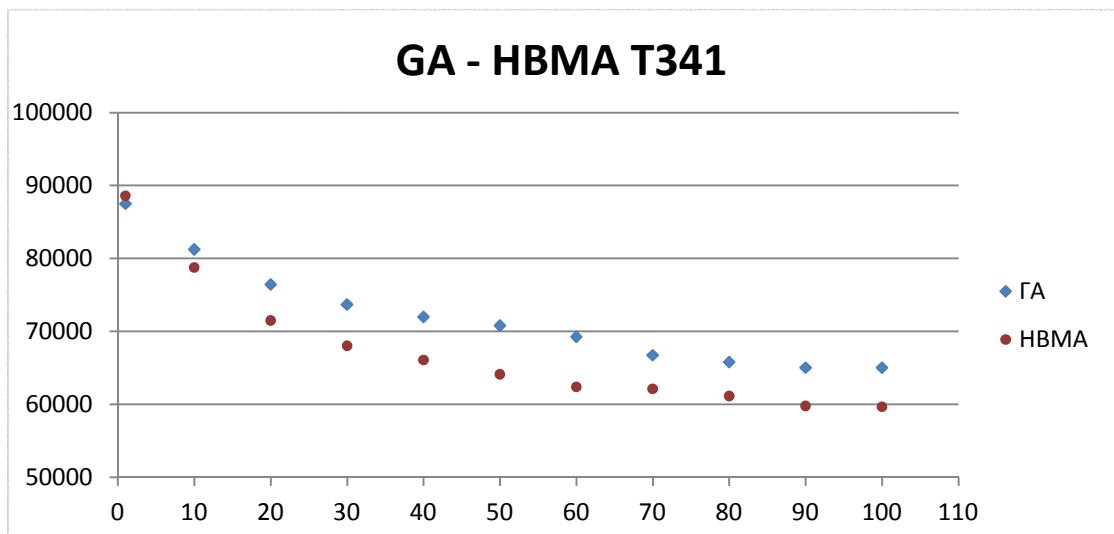
Πίνακας 93



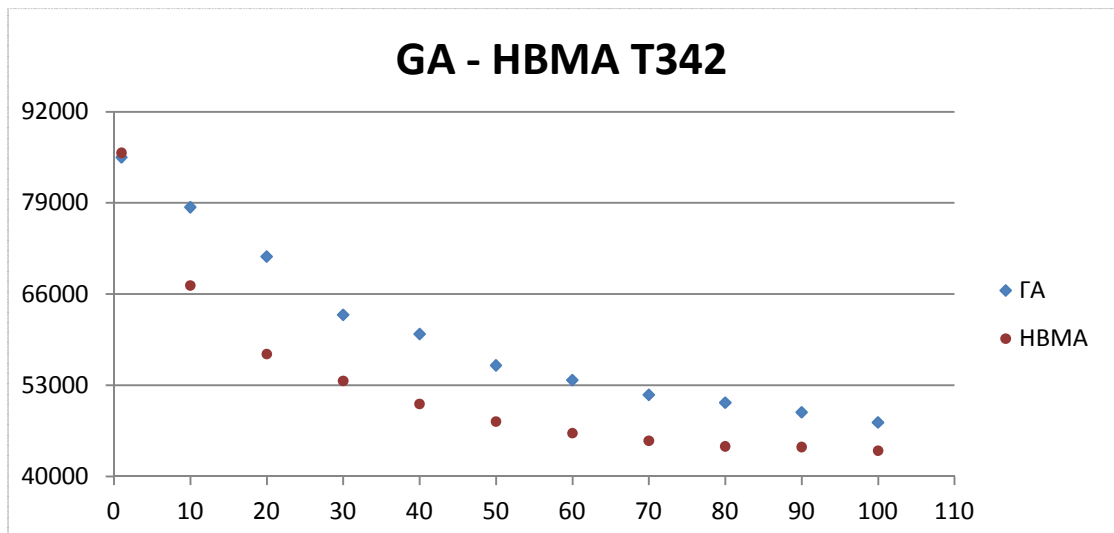
Πίνακας 94



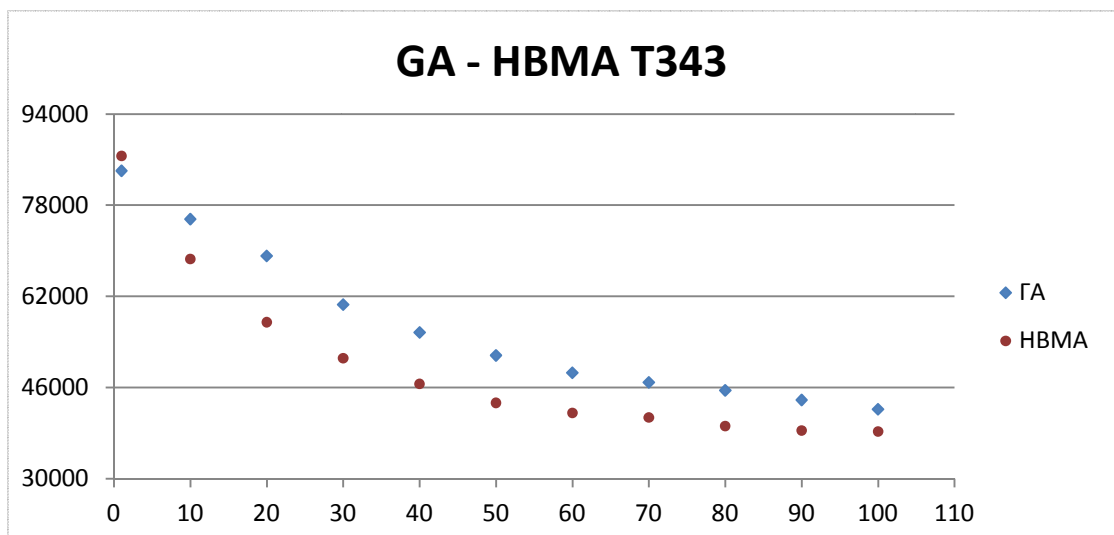
Πίνακας 95



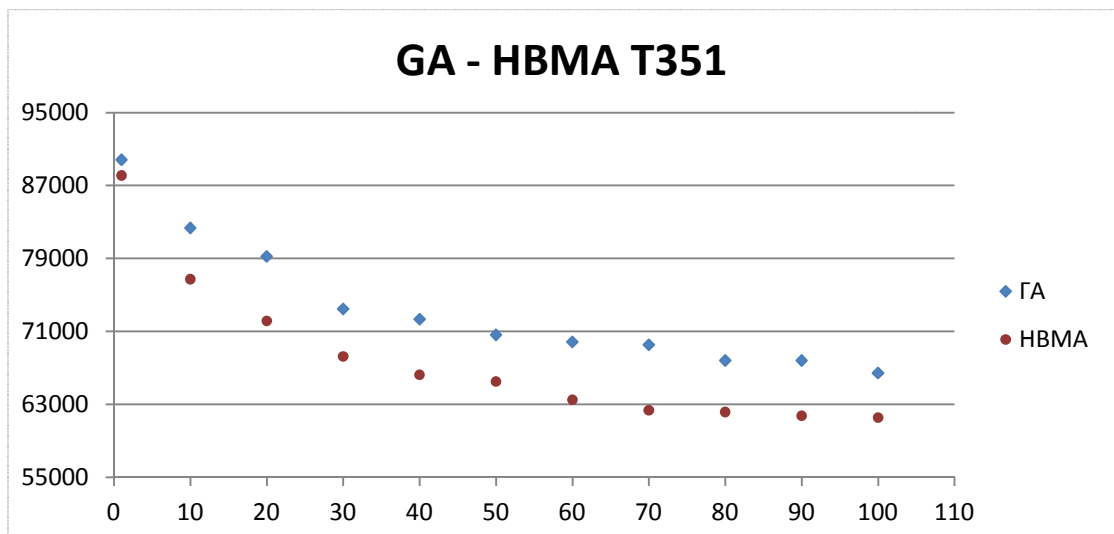
Πίνακας 96



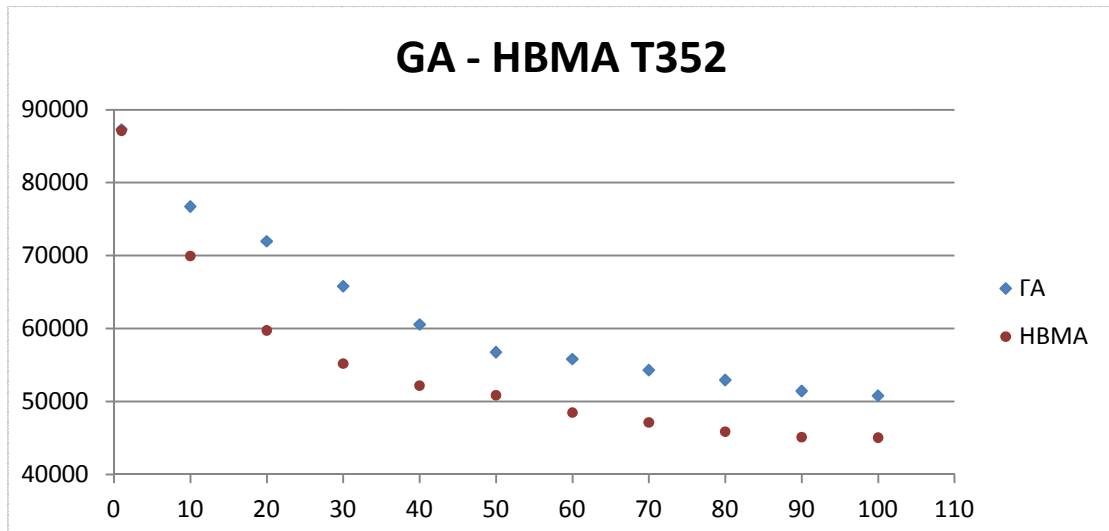
Πίνακας 97



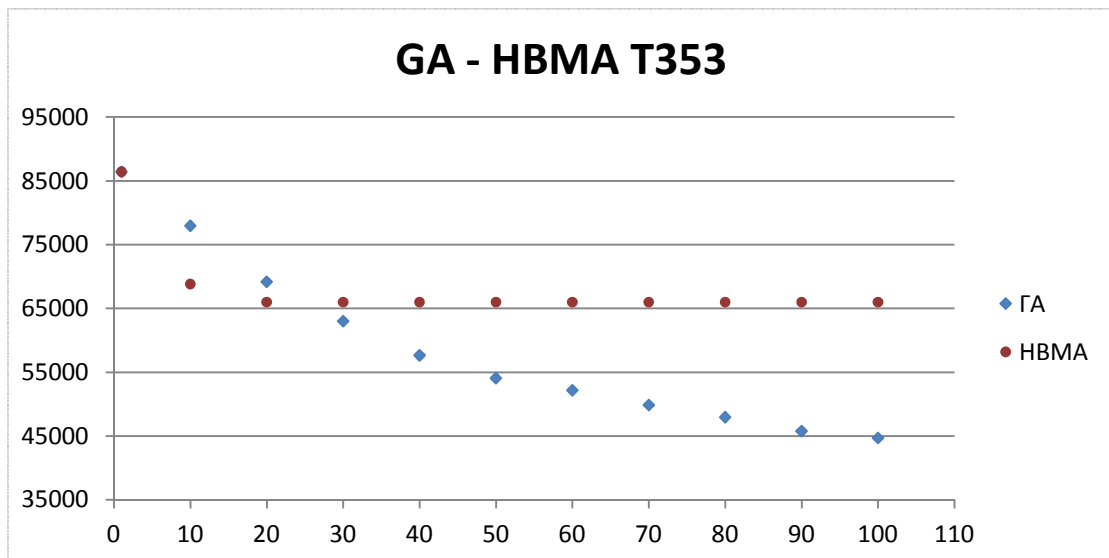
Πίνακας 98



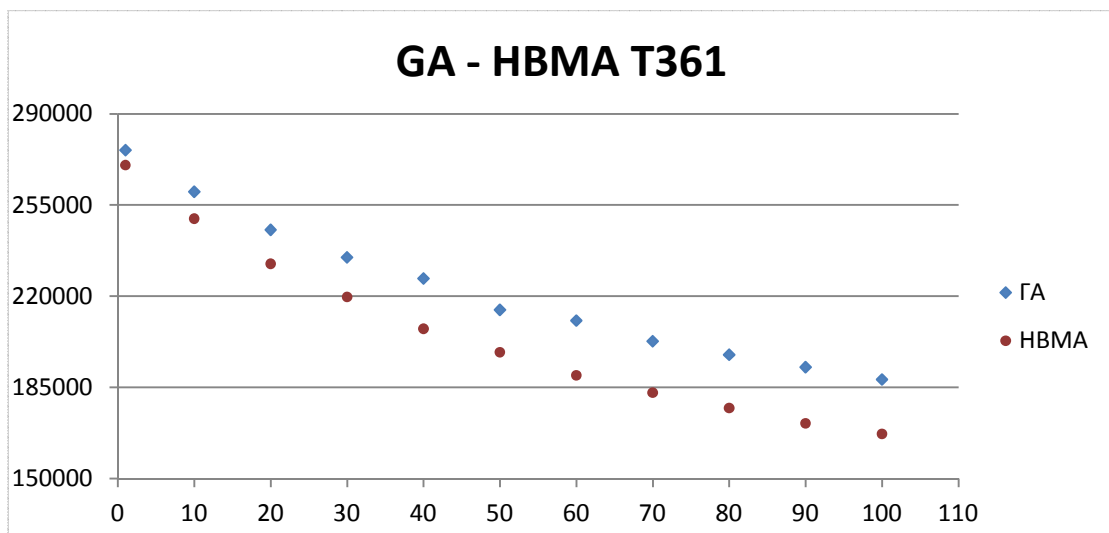
Πίνακας 99



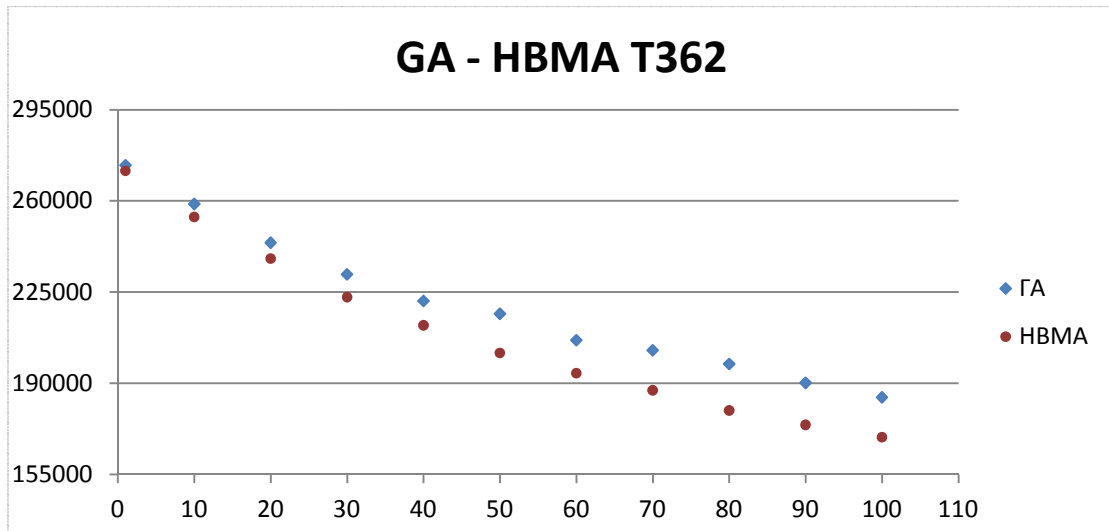
Πίνακας 100



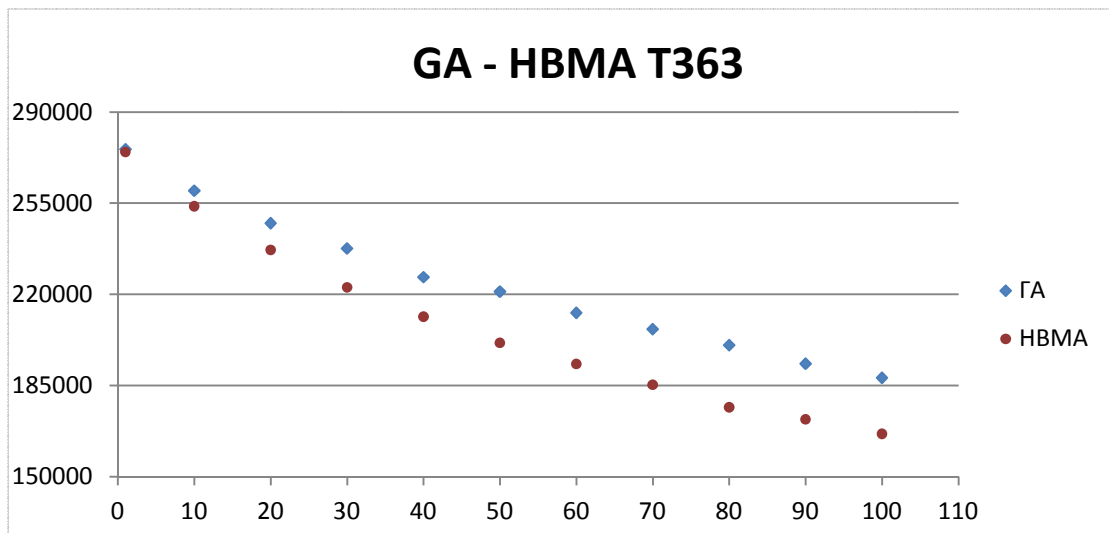
Πίνακας 101



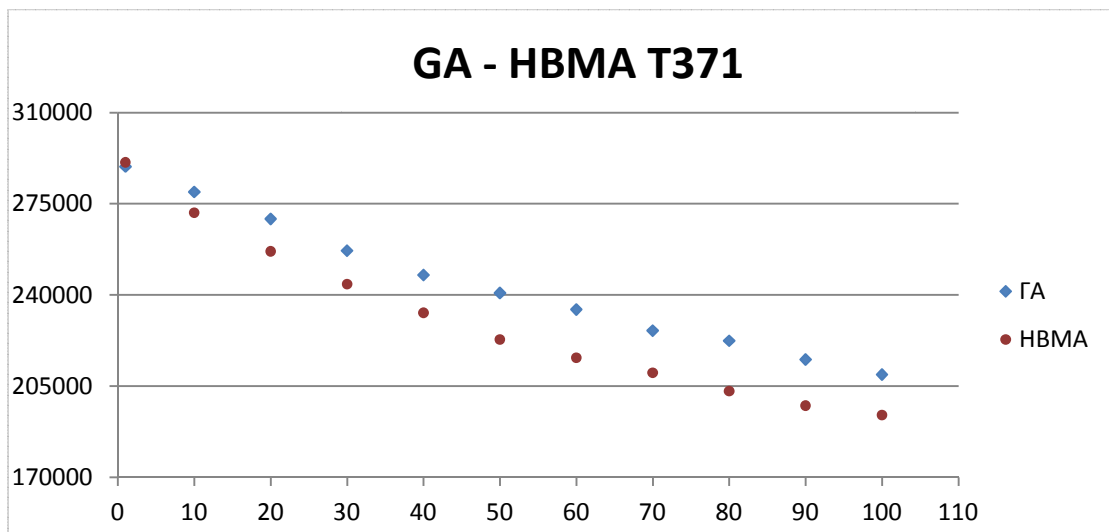
Πίνακας 102



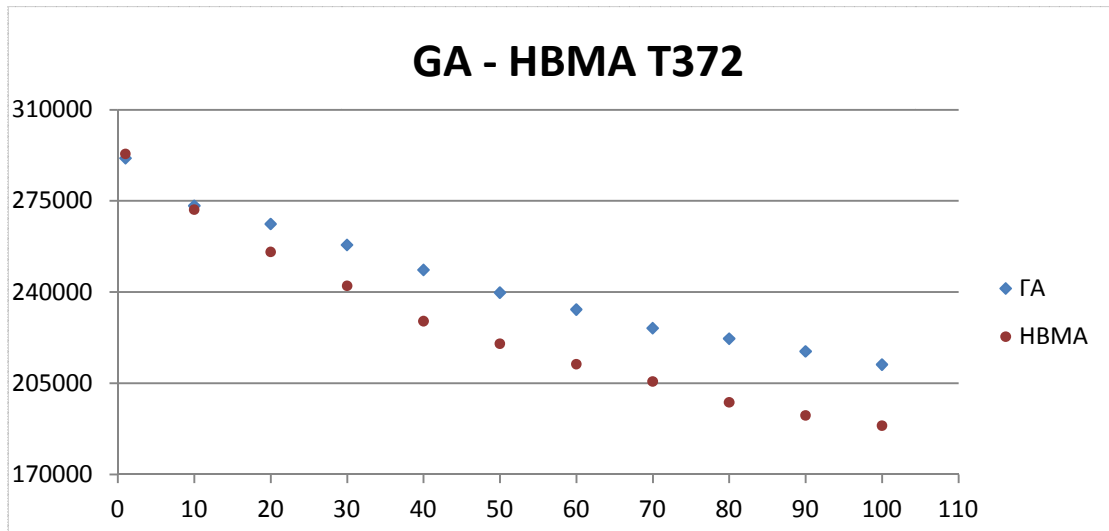
Πίνακας 103



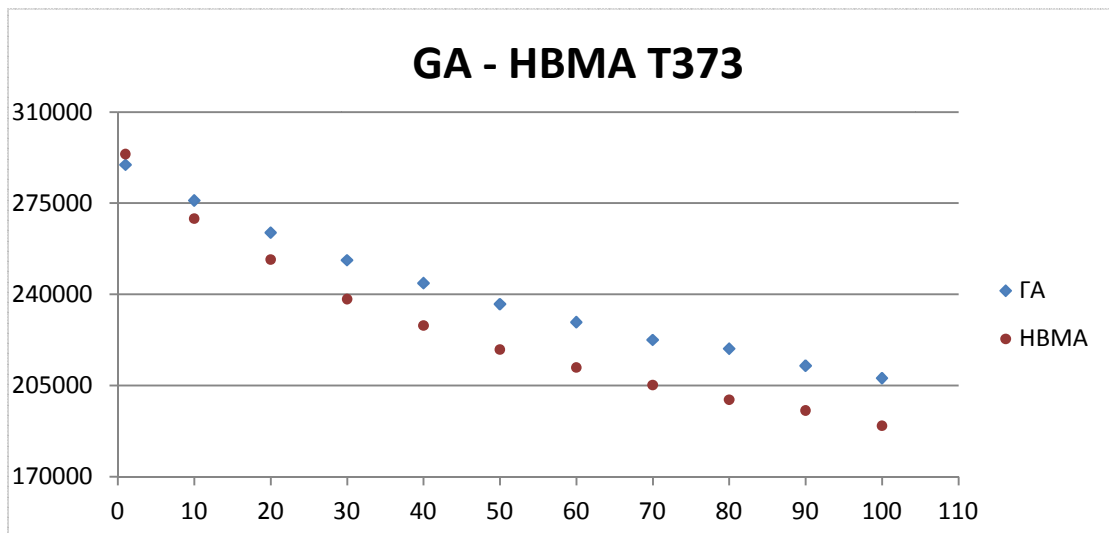
Πίνακας 104



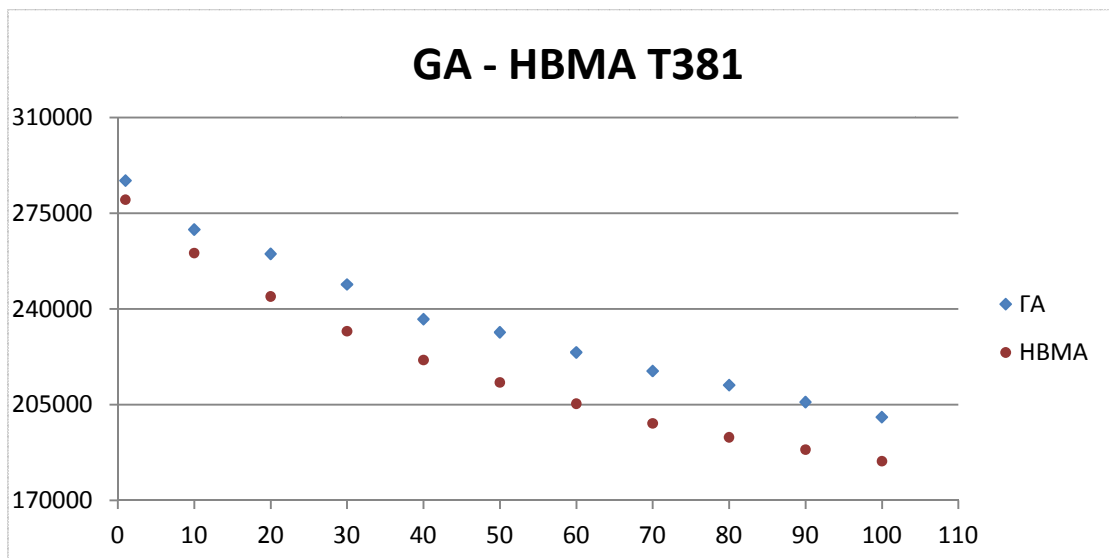
Πίνακας 105



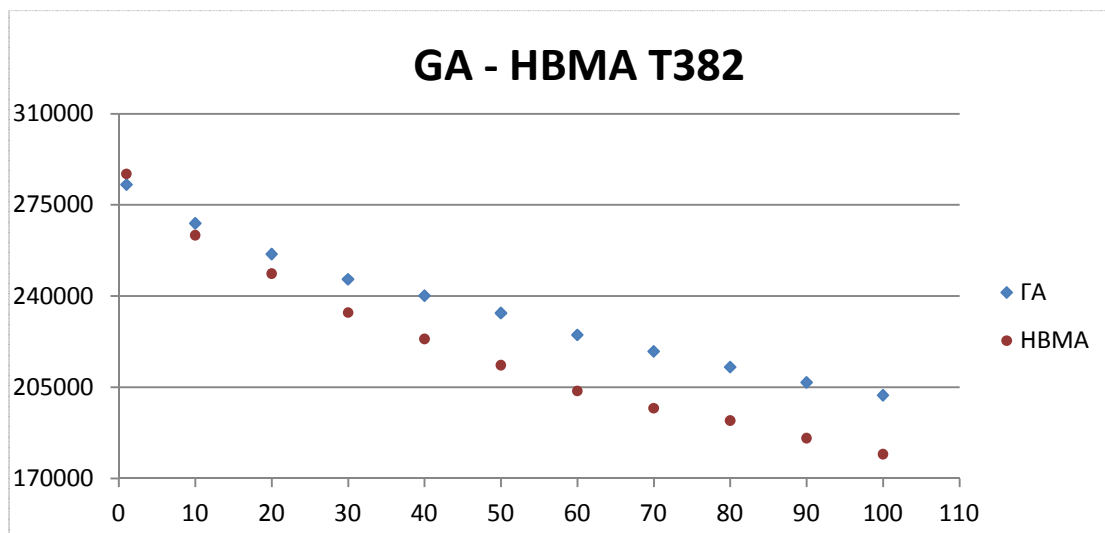
Πίνακας 106



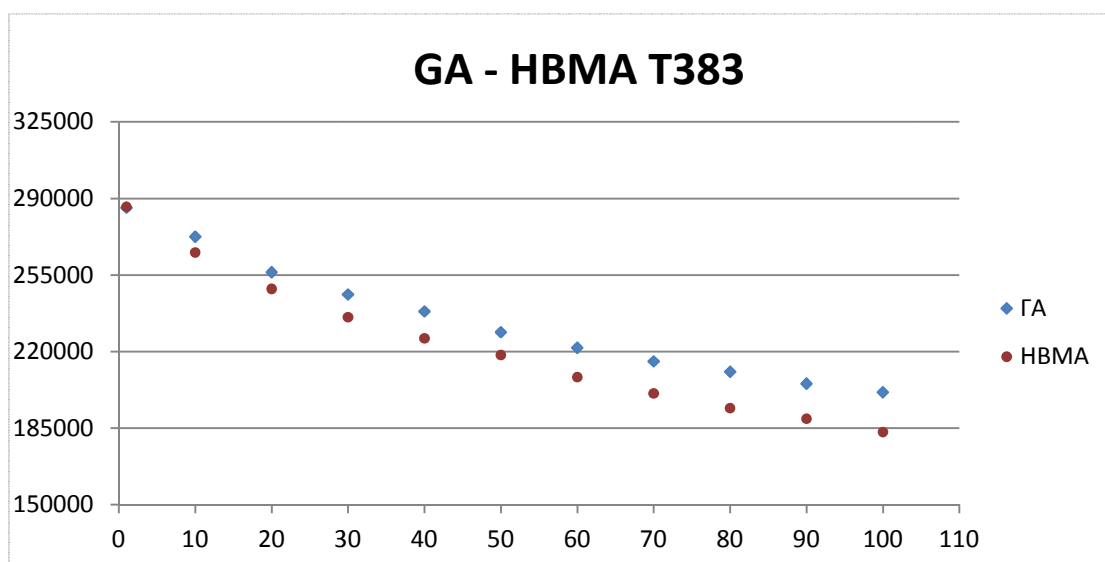
Πίνακας 107



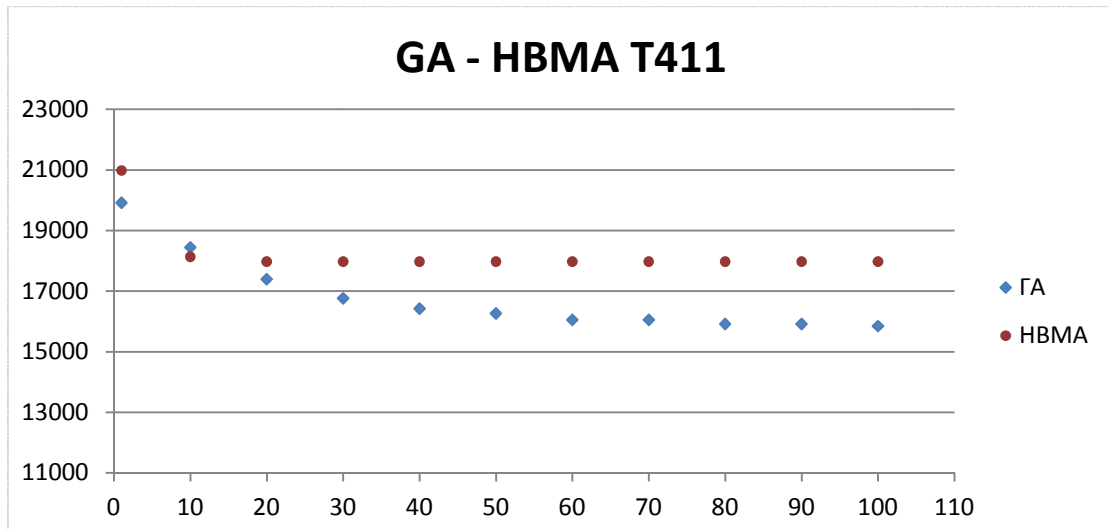
Πίνακας 108



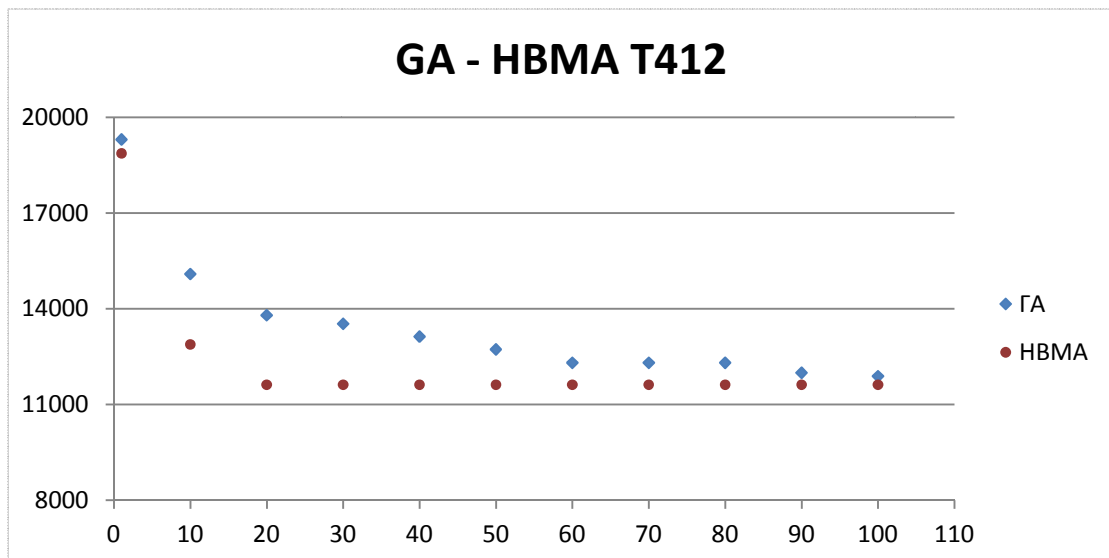
Πίνακας 109



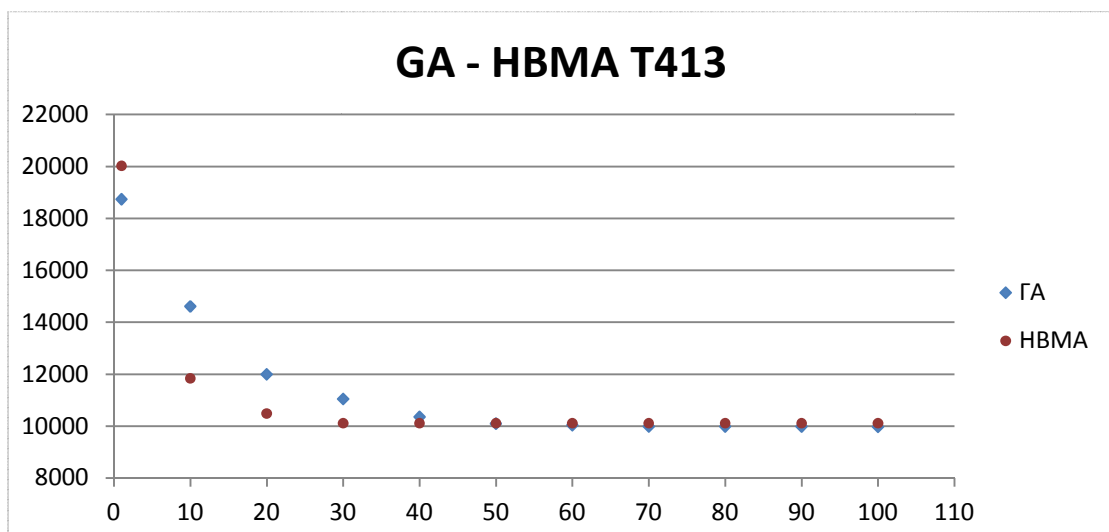
Πίνακας 110



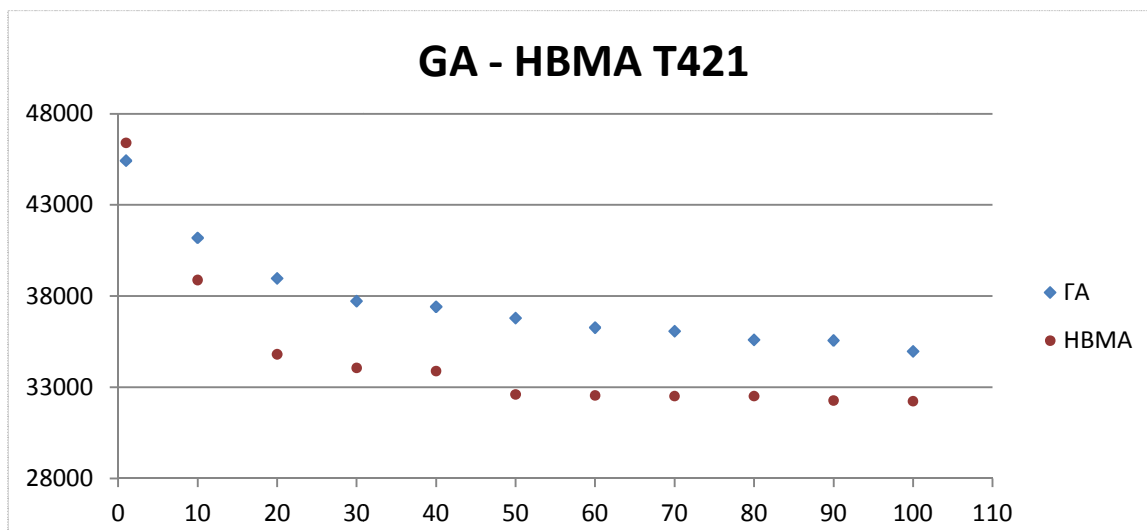
Πίνακας 111



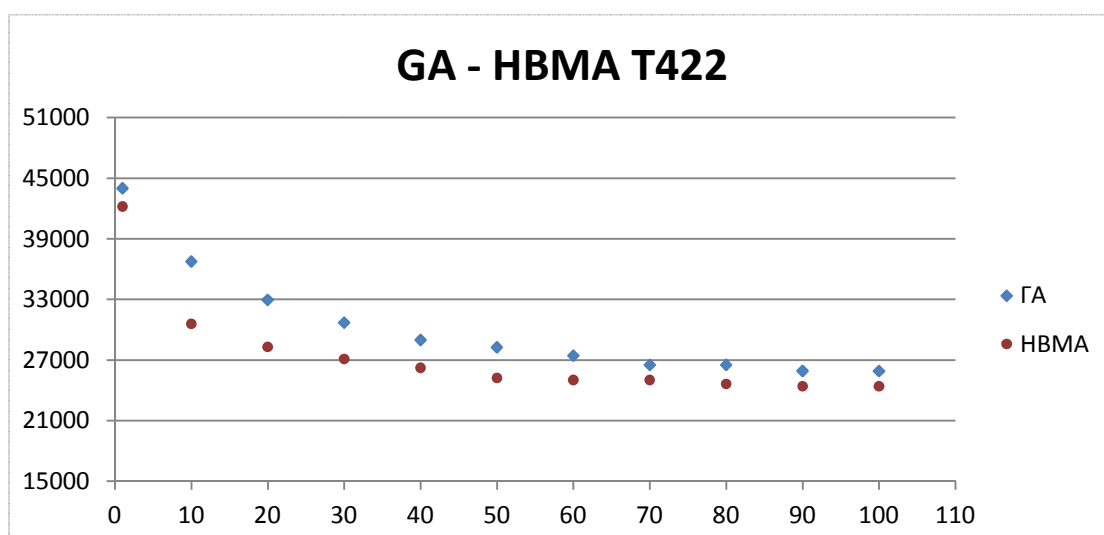
Πίνακας 112



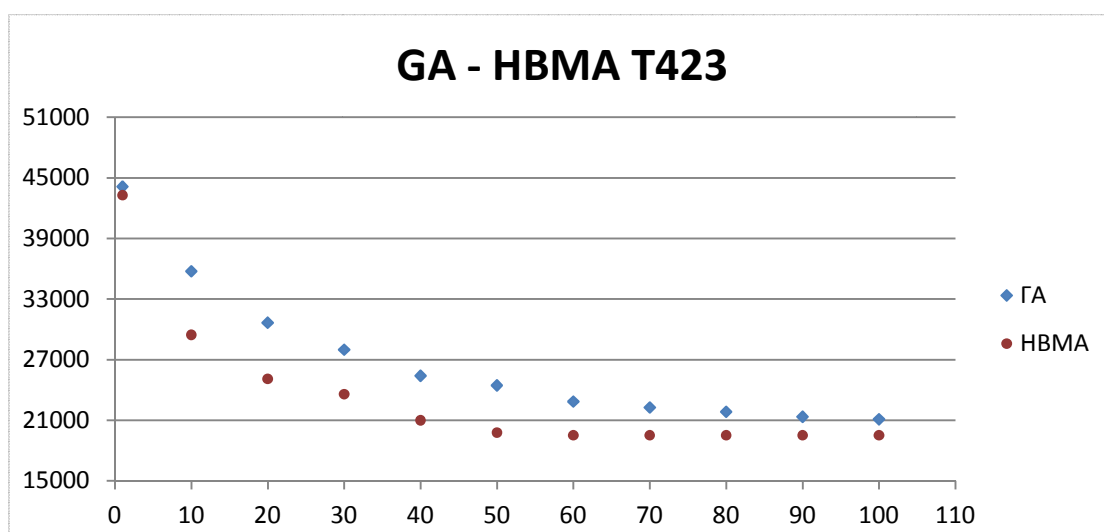
Πίνακας 113



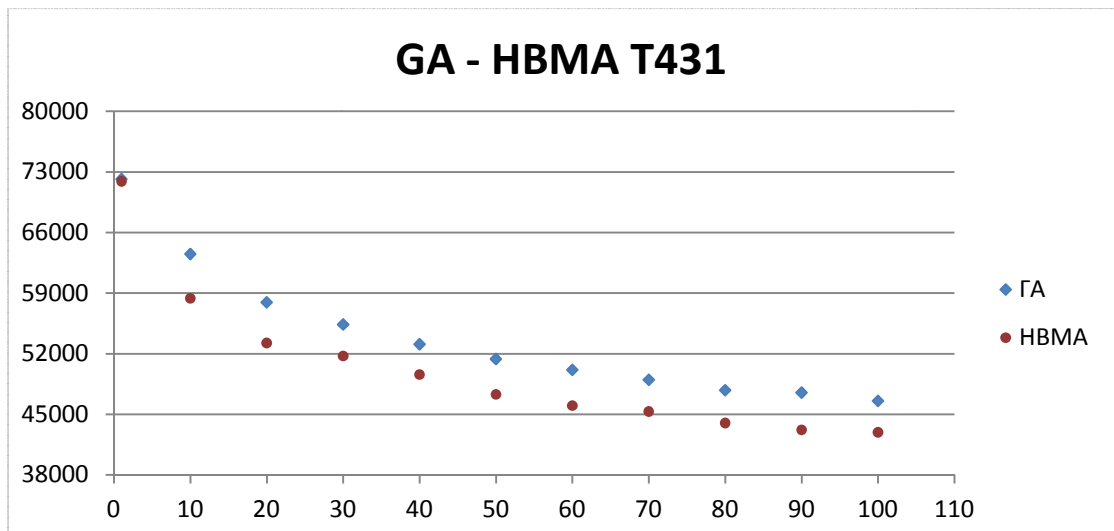
Πίνακας 114



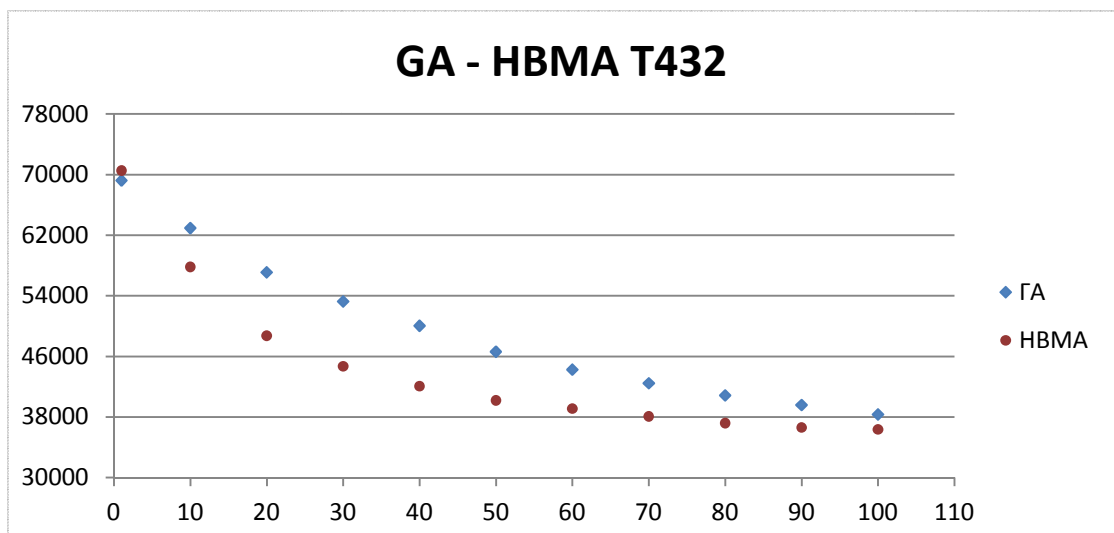
Πίνακας 115



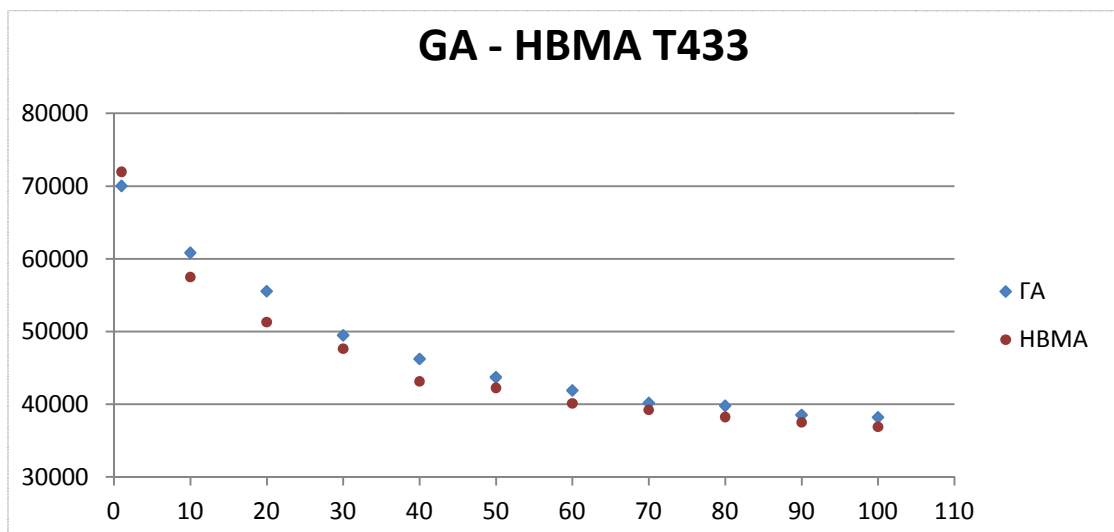
Πίνακας 116



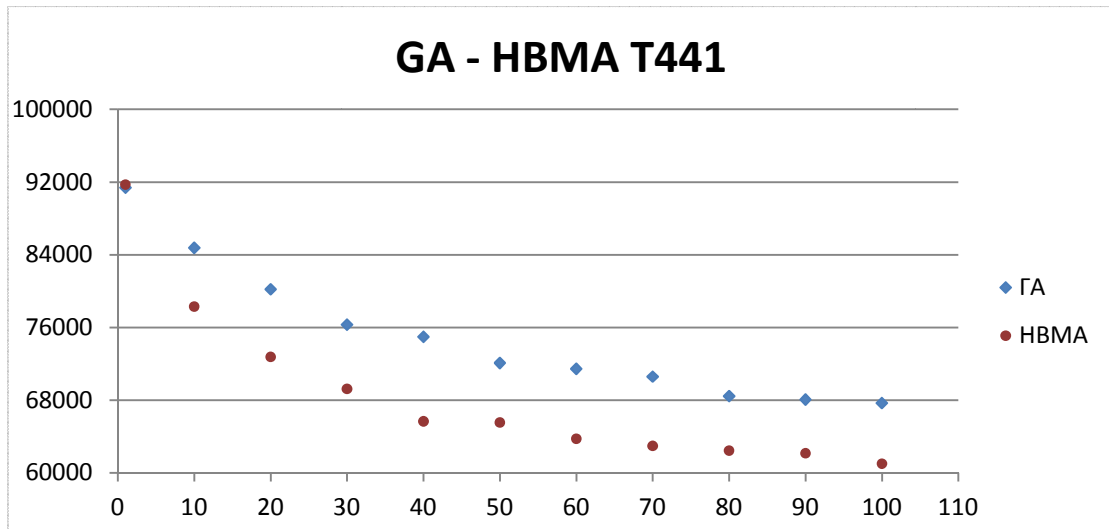
Πίνακας 117



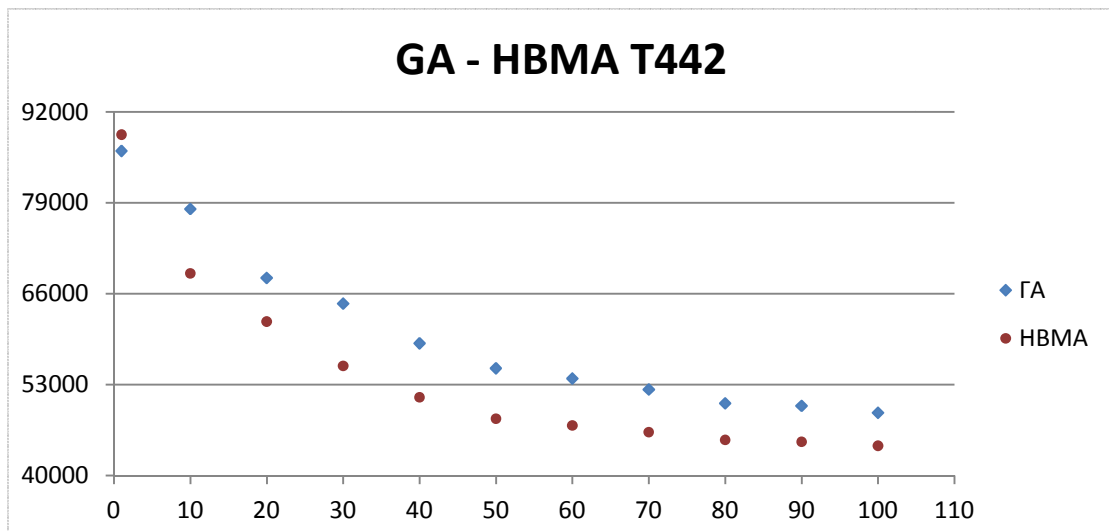
Πίνακας 118



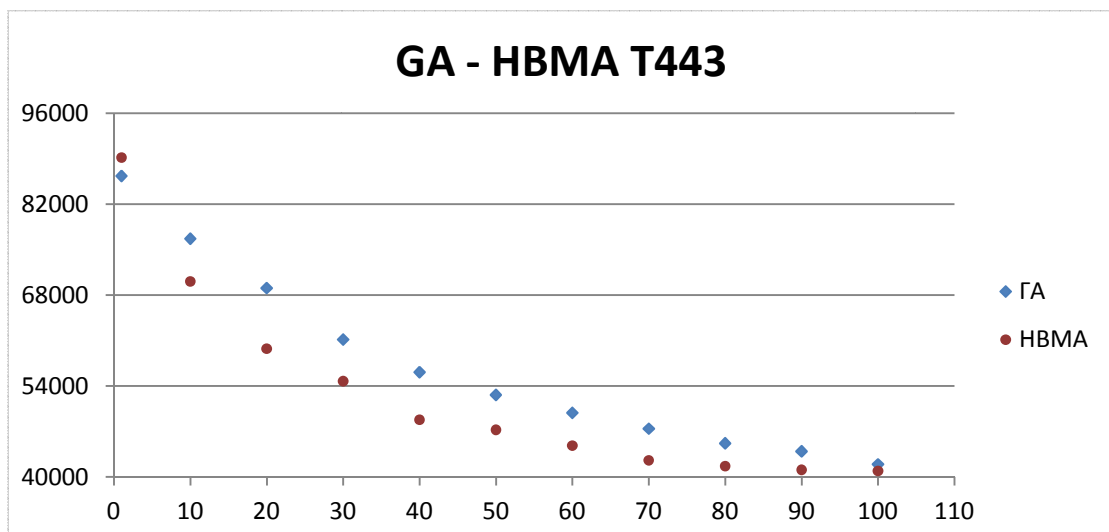
Πίνακας 119



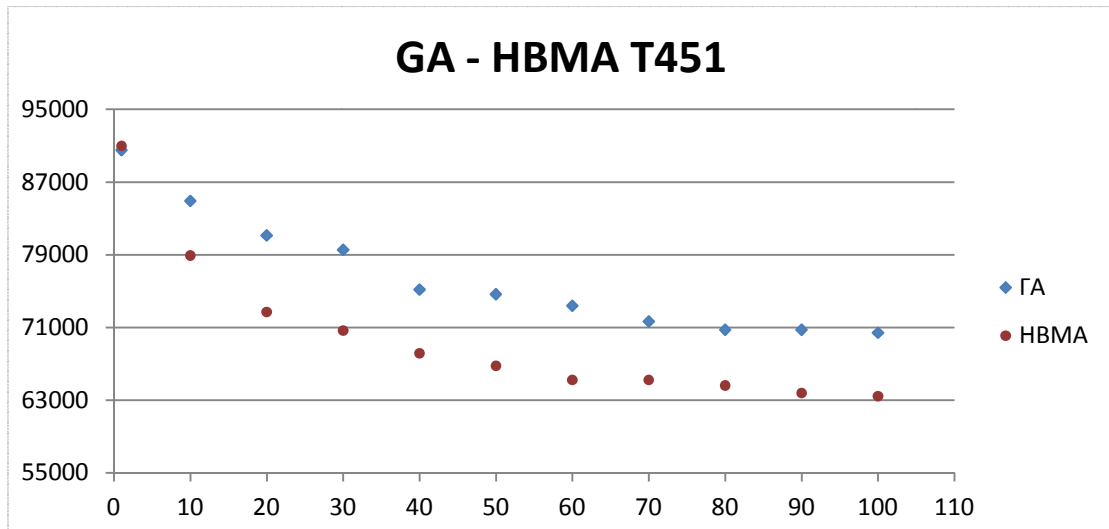
Πίνακας 120



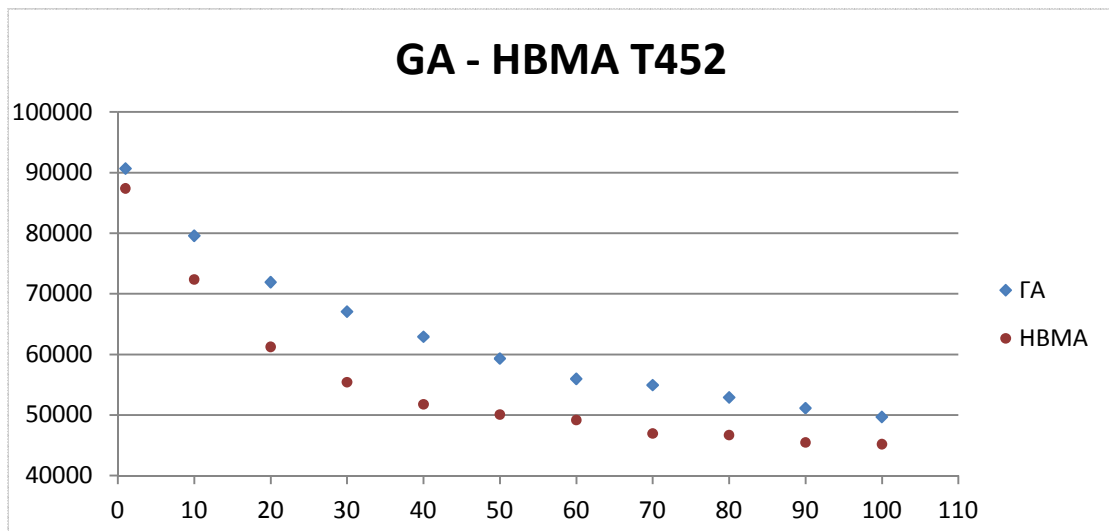
Πίνακας 121



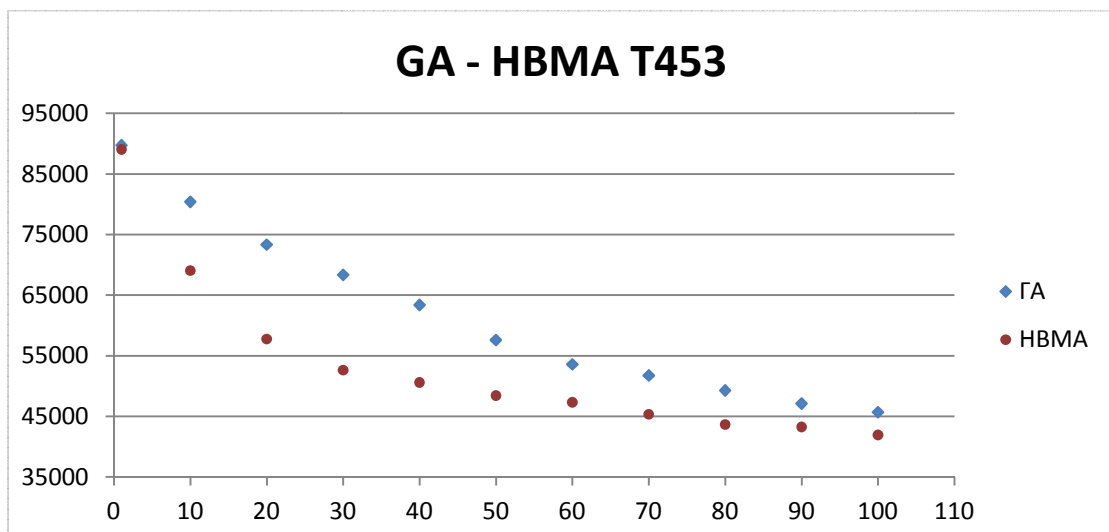
Πίνακας 122



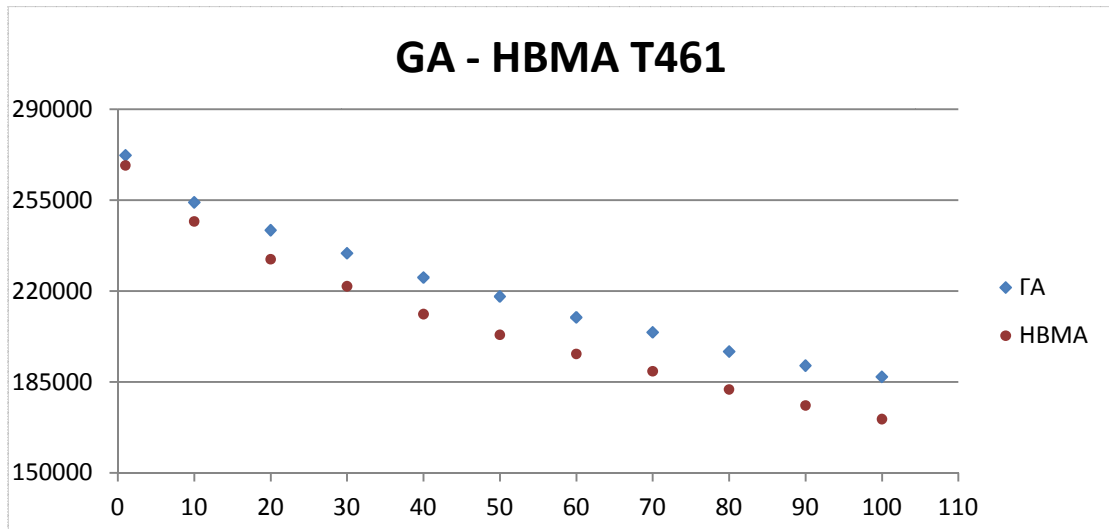
Πίνακας 123



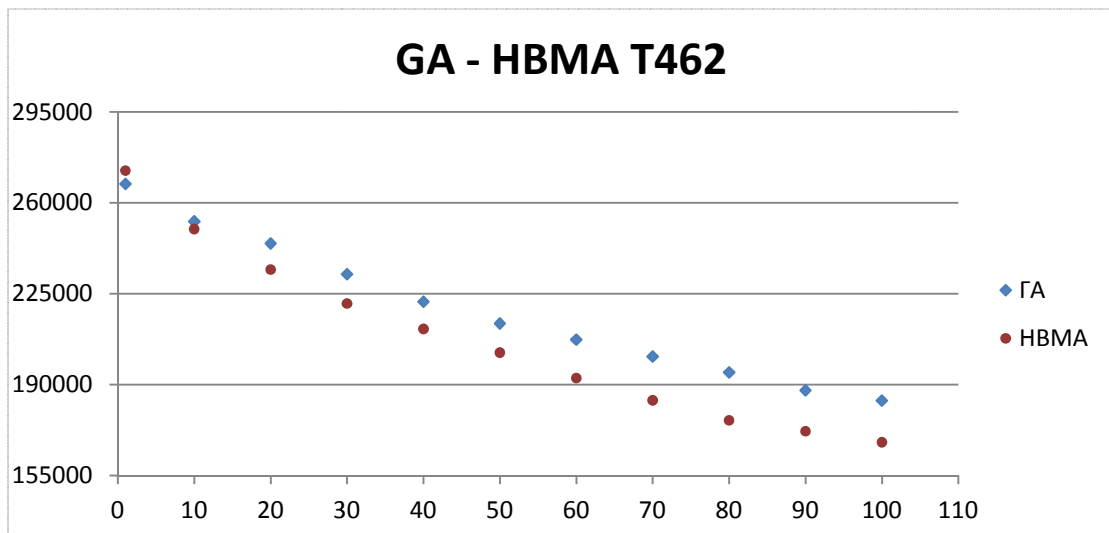
Πίνακας 124



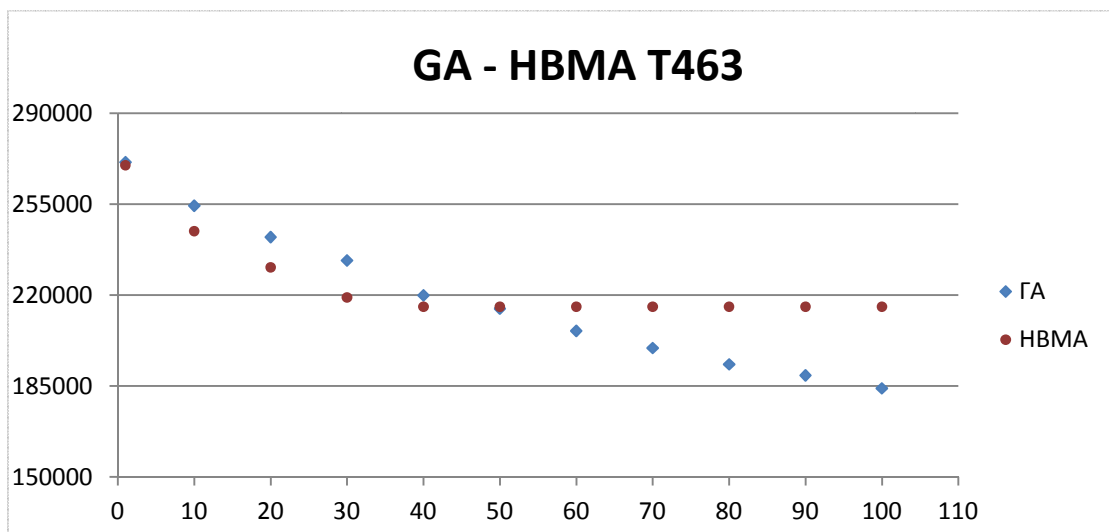
Πίνακας 125



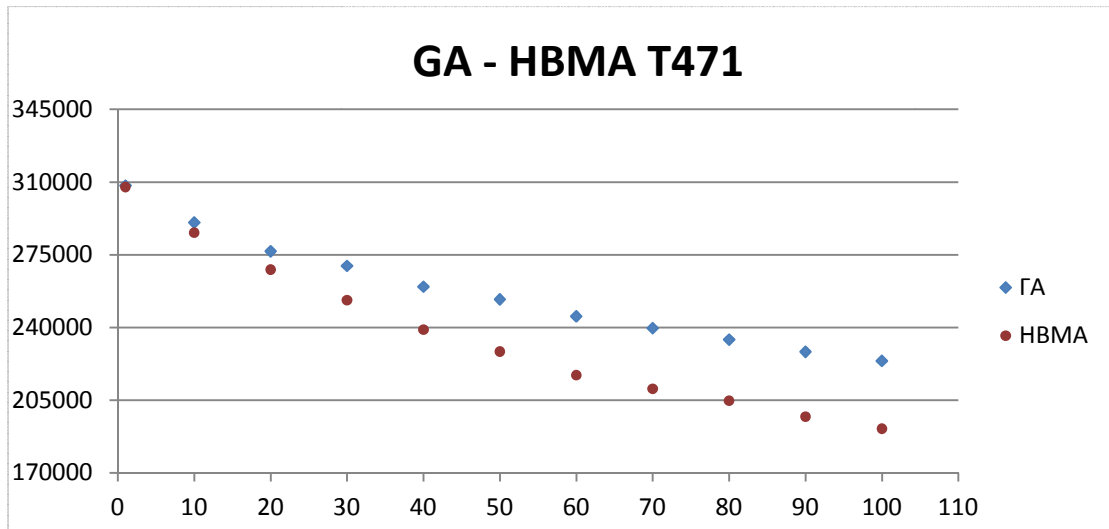
Πίνακας 126



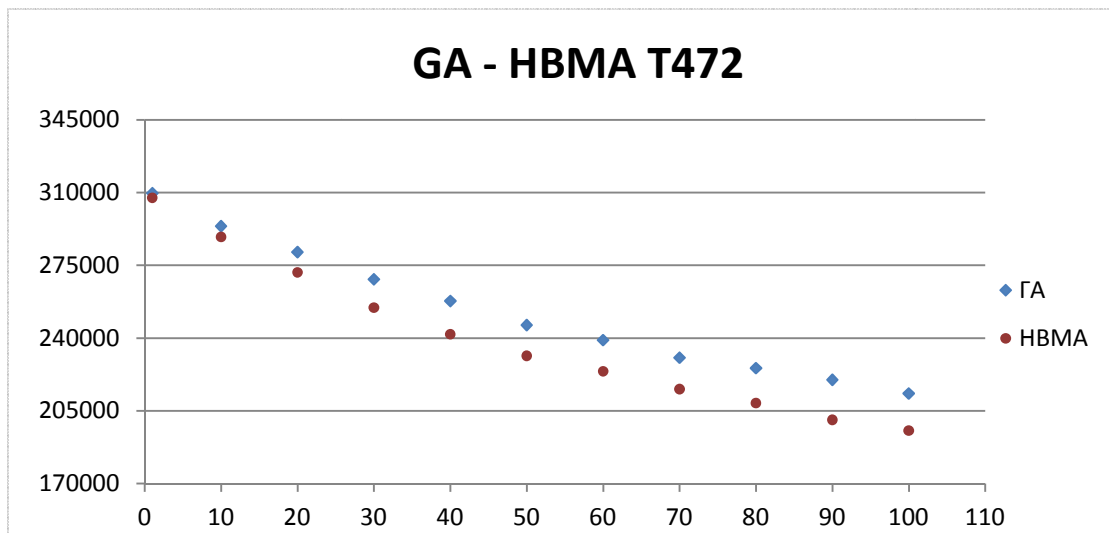
Πίνακας 127



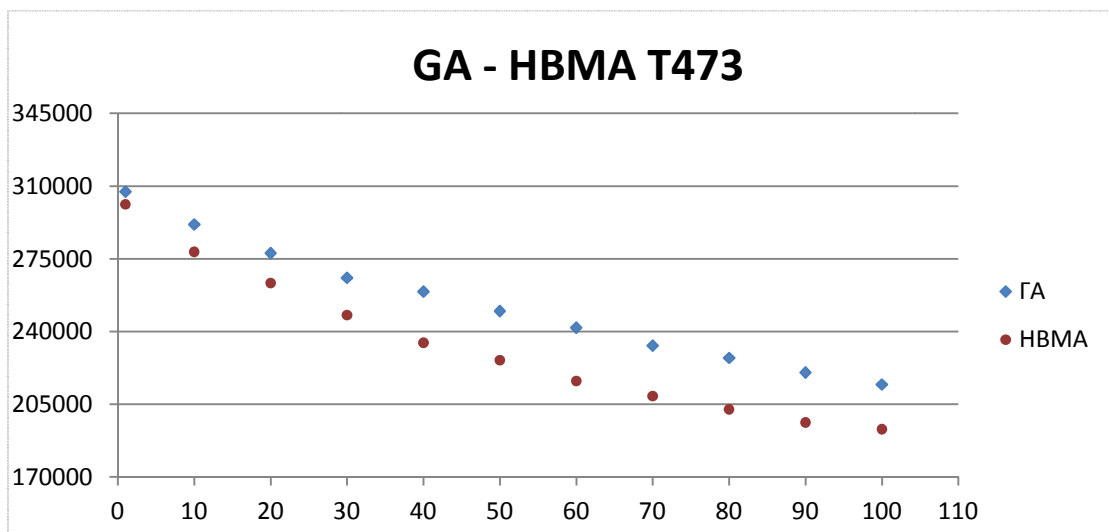
Πίνακας 128



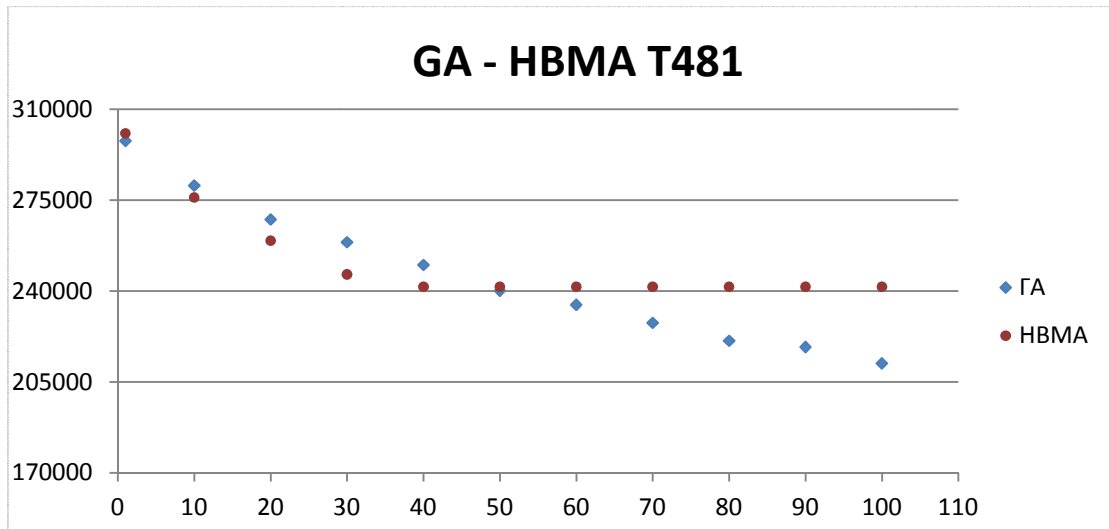
Πίνακας 129



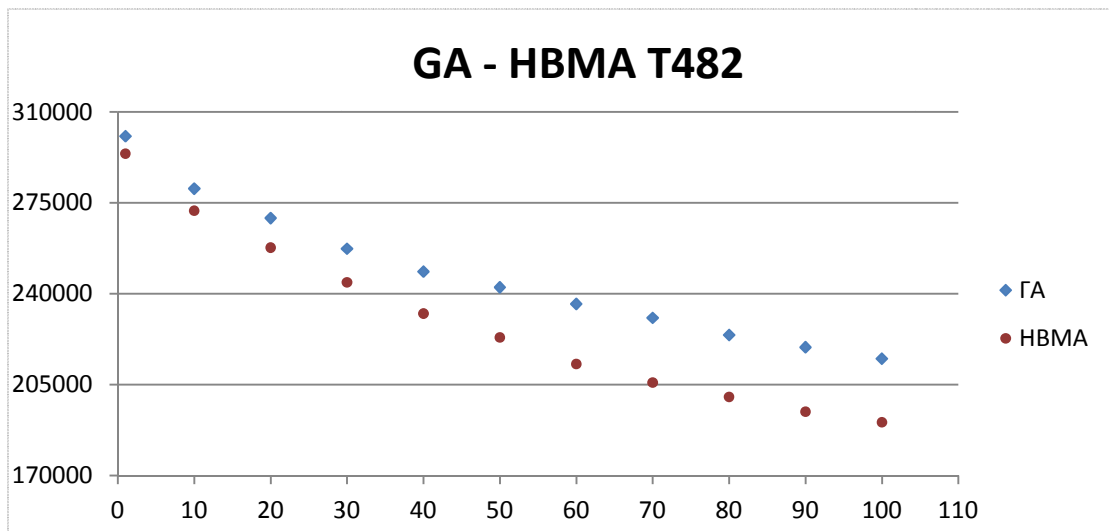
Πίνακας 130



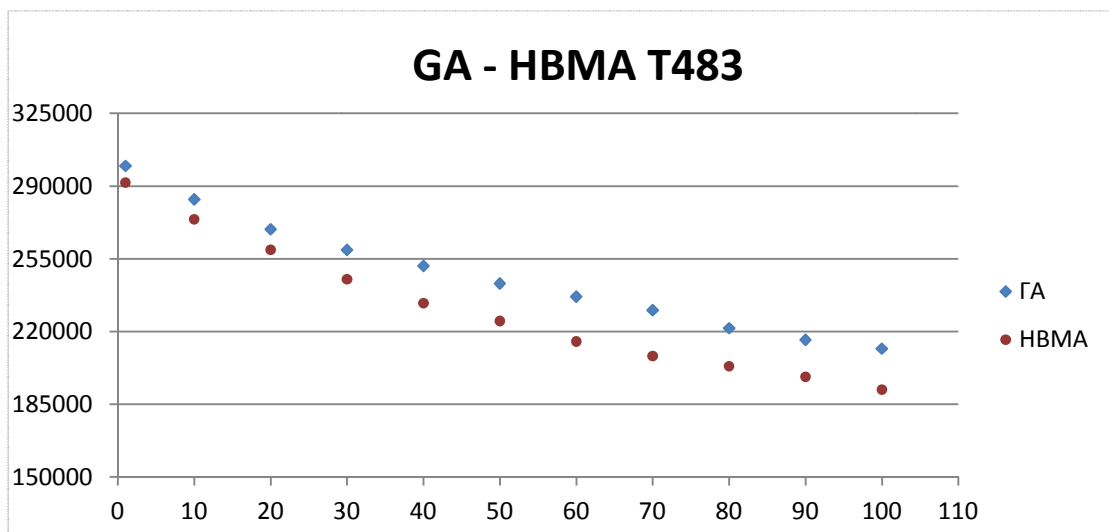
Πίνακας 131



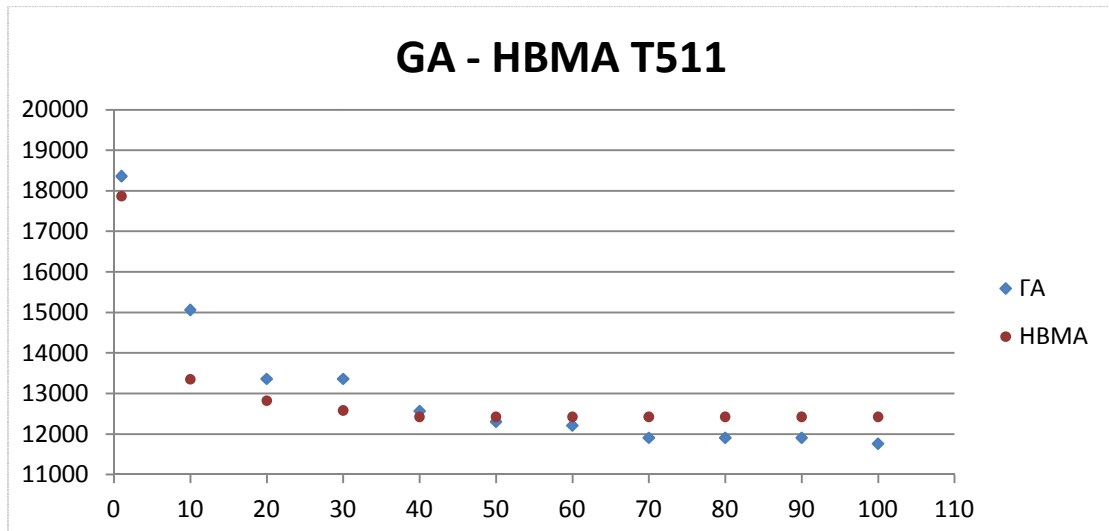
Πίνακας 132



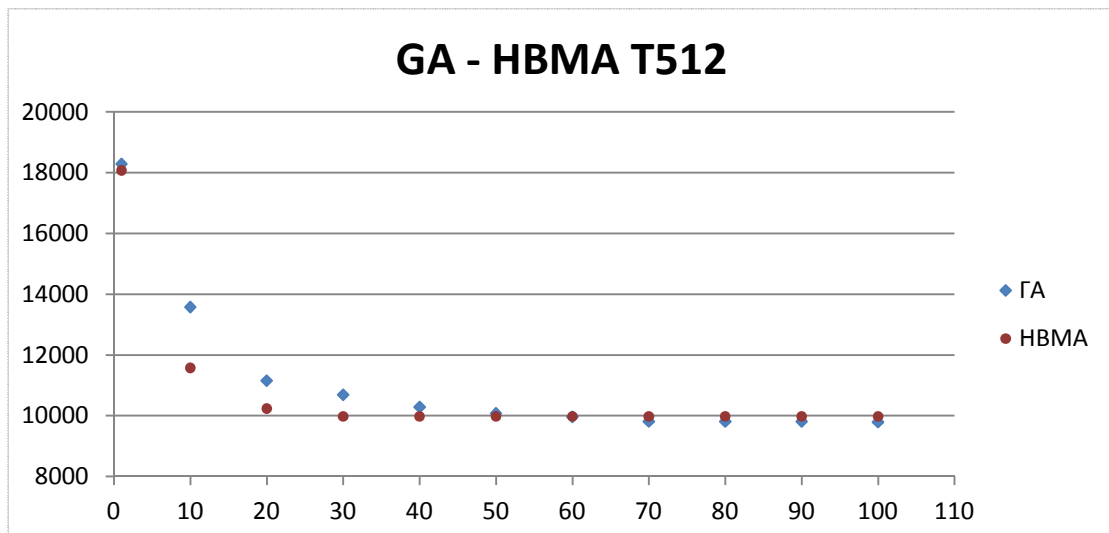
Πίνακας 133



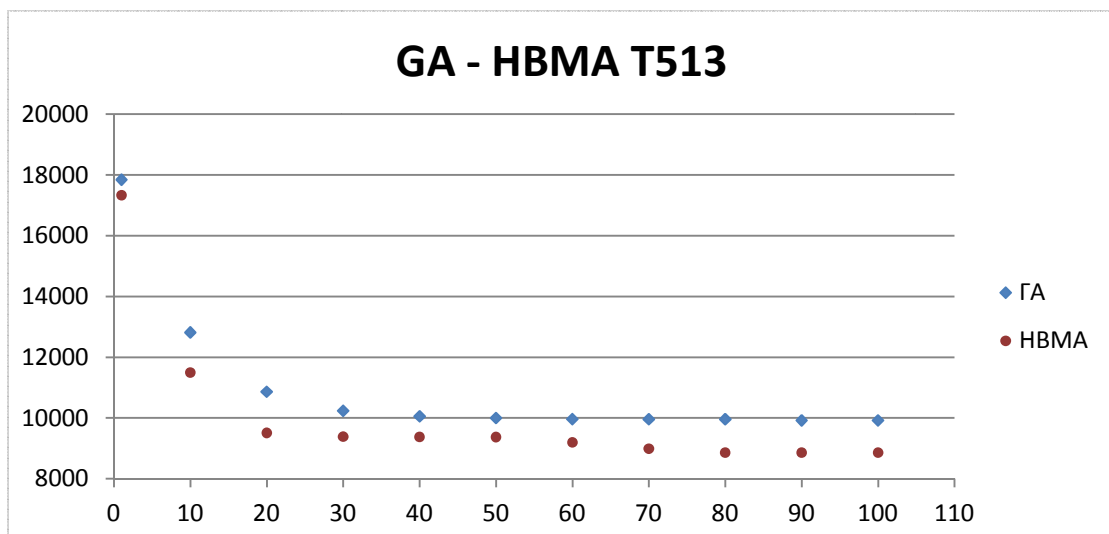
Πίνακας 134



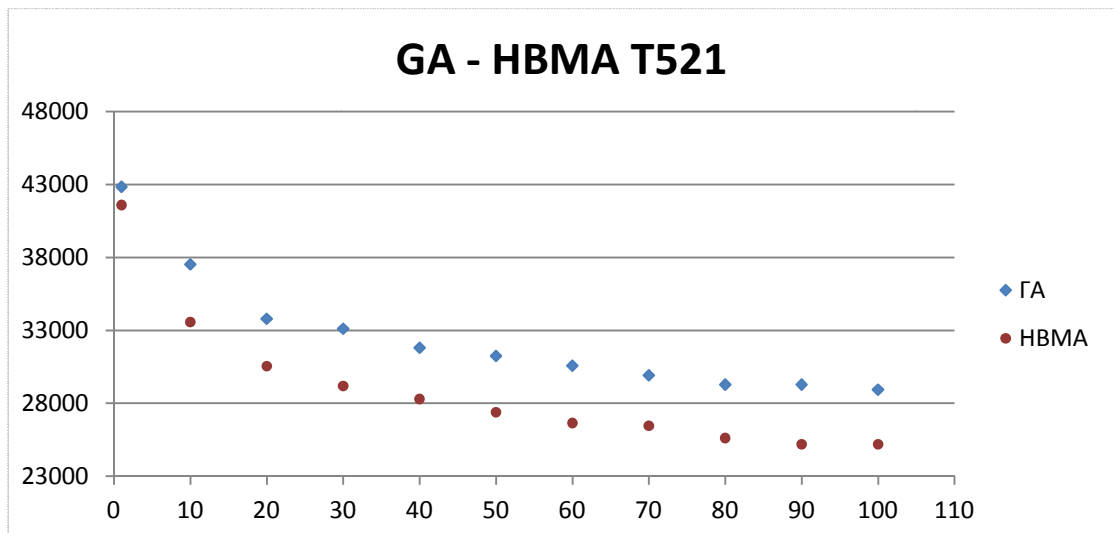
Πίνακας 135



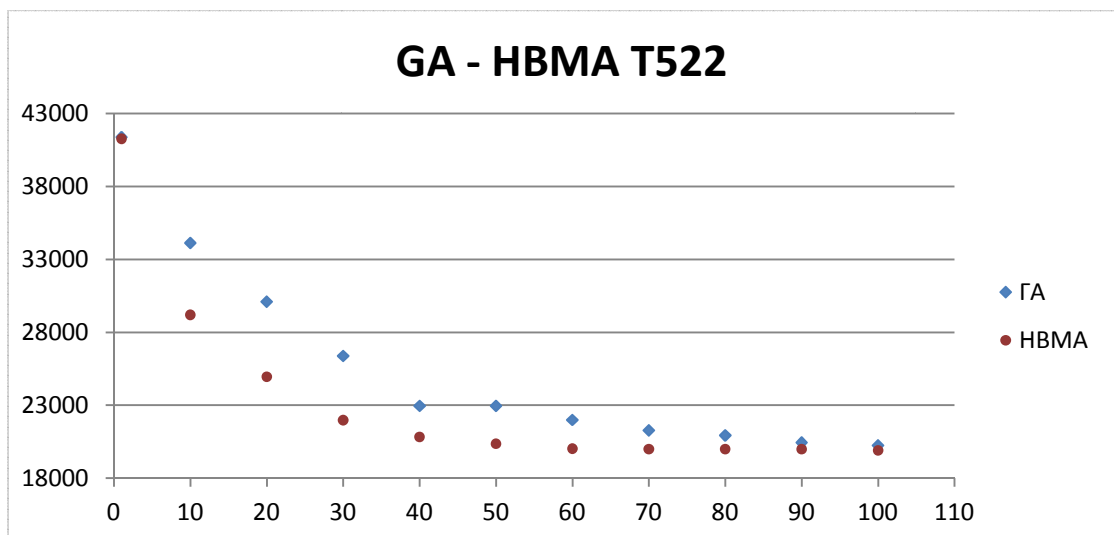
Πίνακας 136



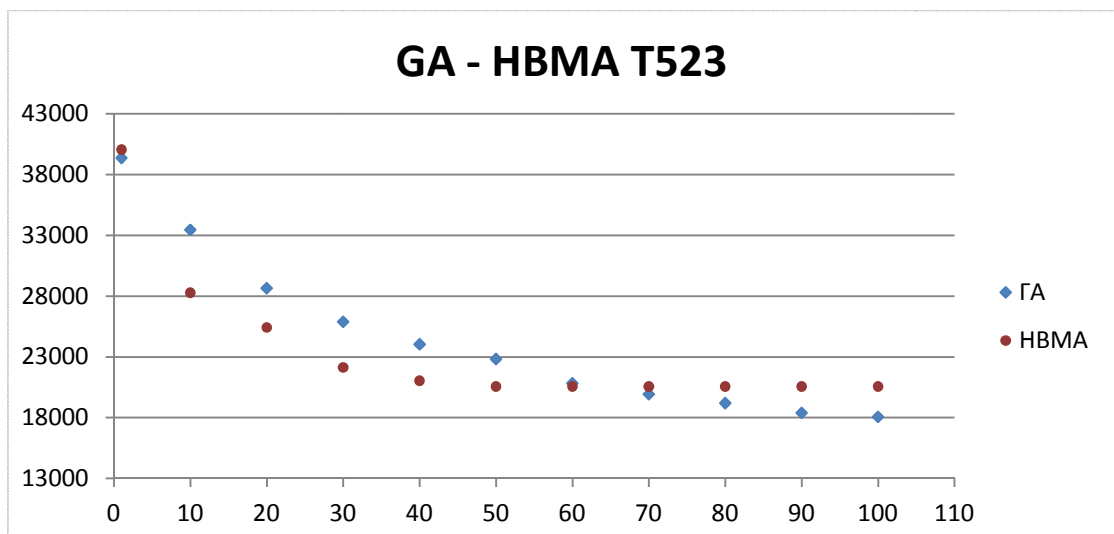
Πίνακας 137



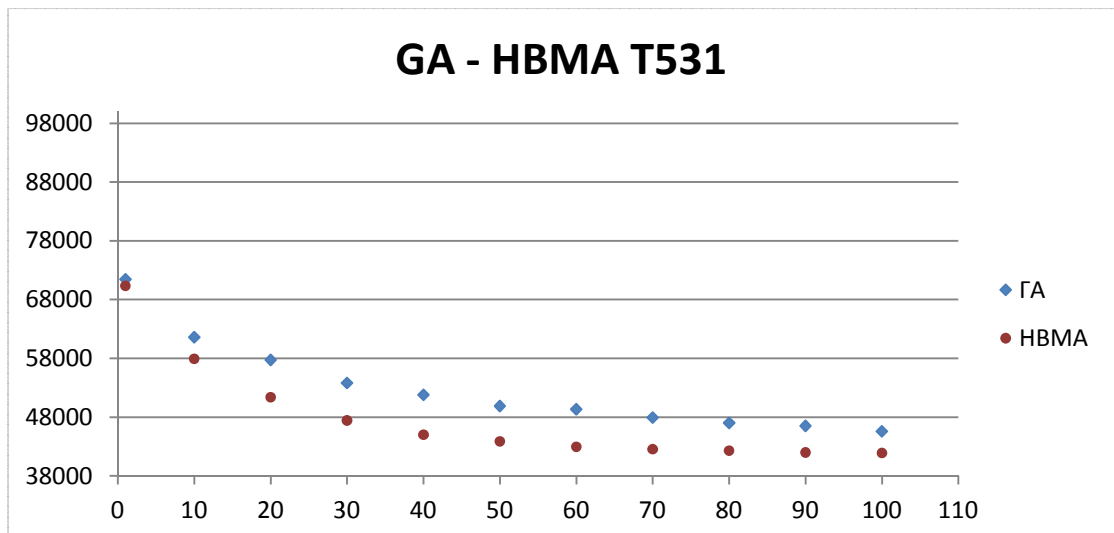
Πίνακας 138



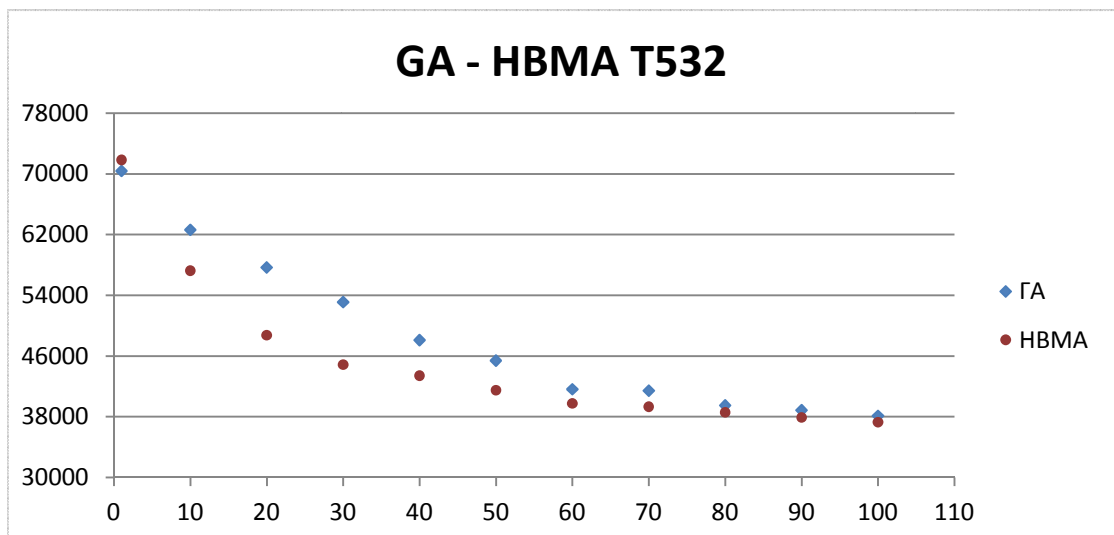
Πίνακας 139



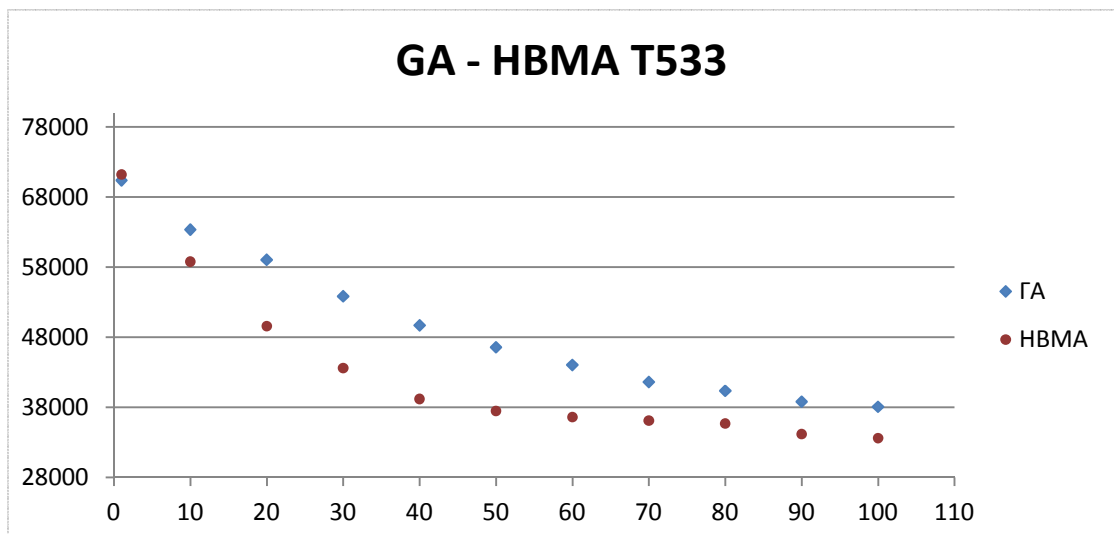
Πίνακας 140



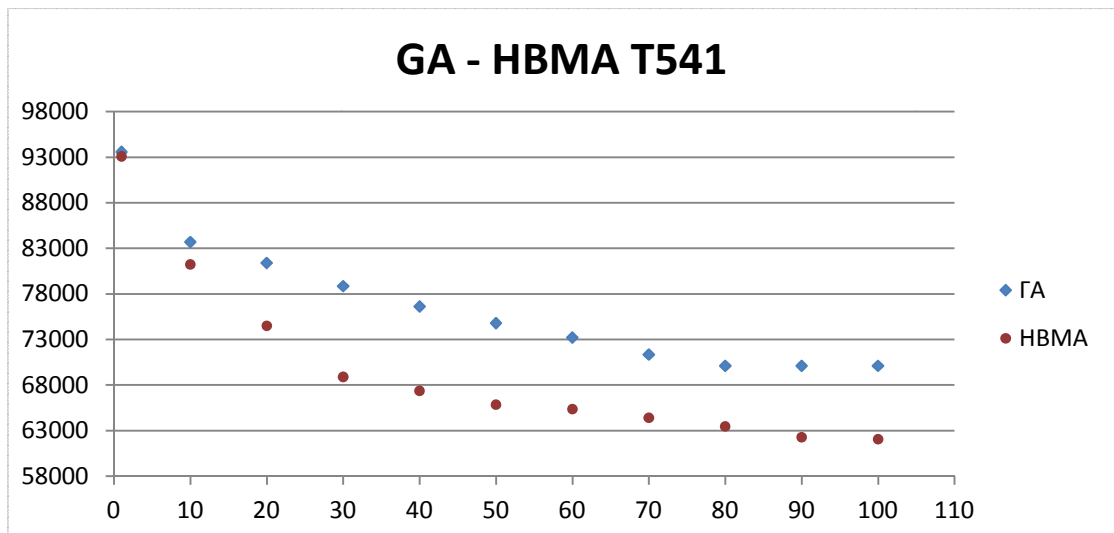
Πίνακας 141



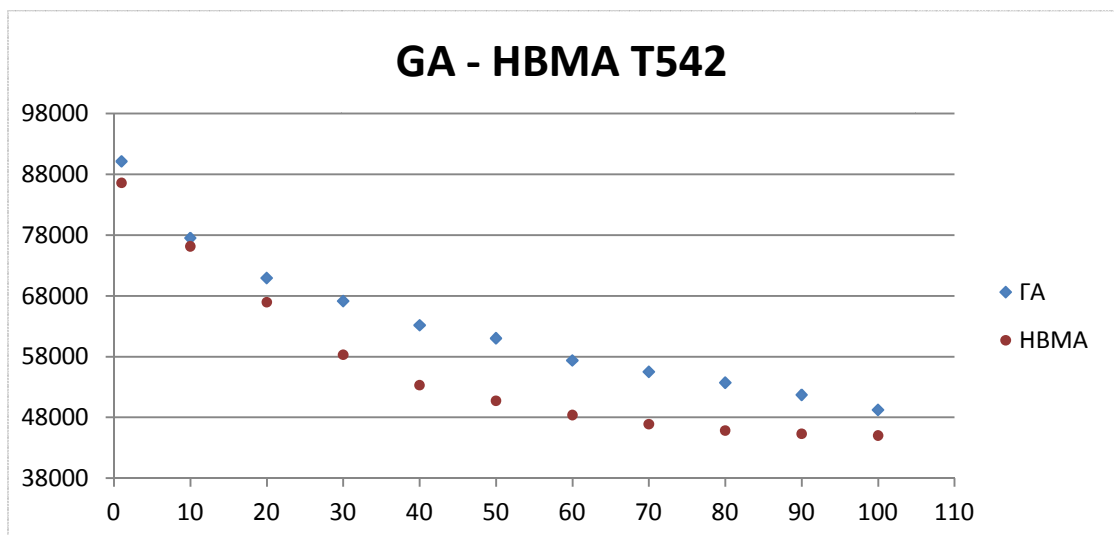
Πίνακας 142



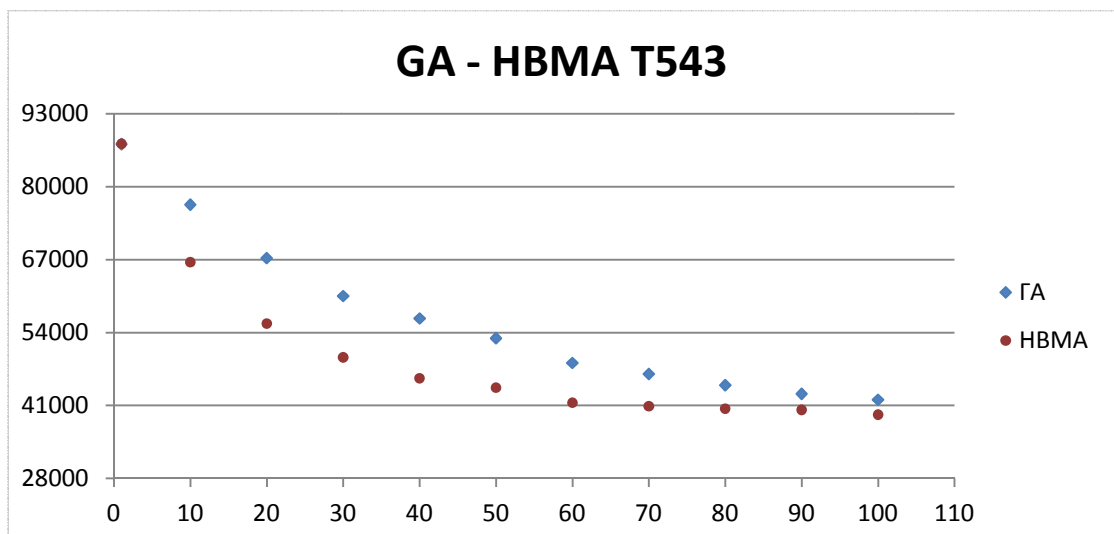
Πίνακας 143



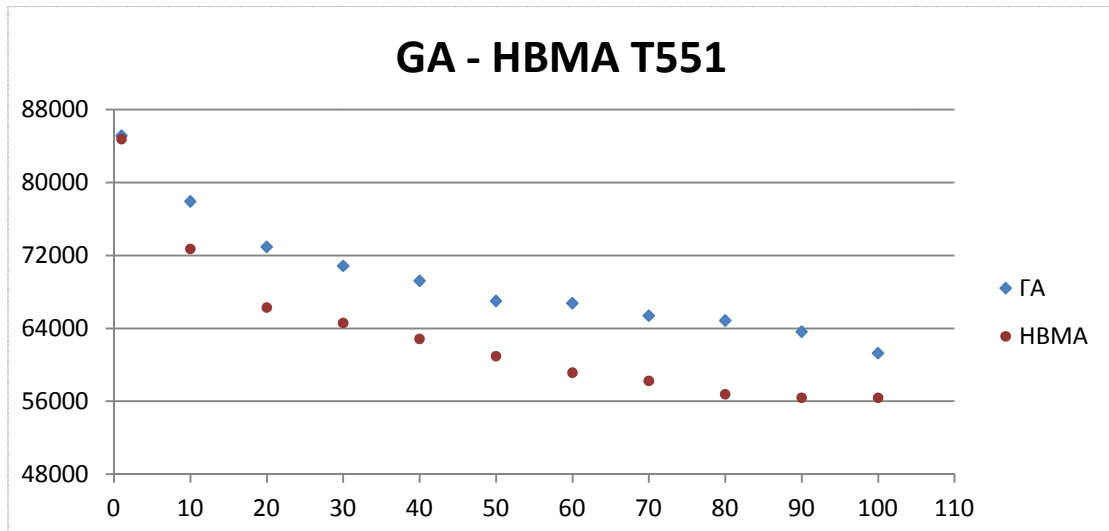
Πίνακας 144



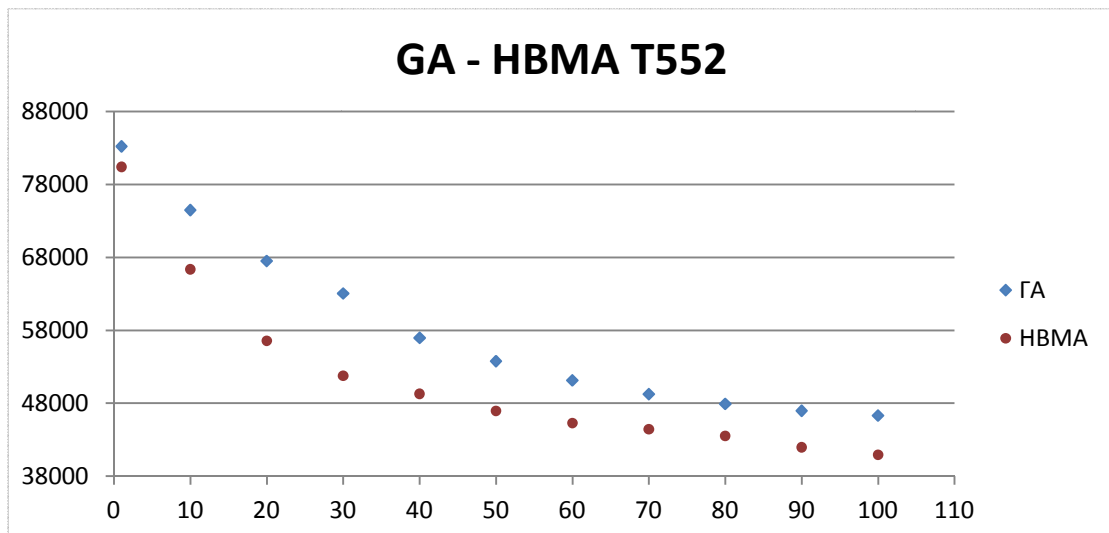
Πίνακας 145



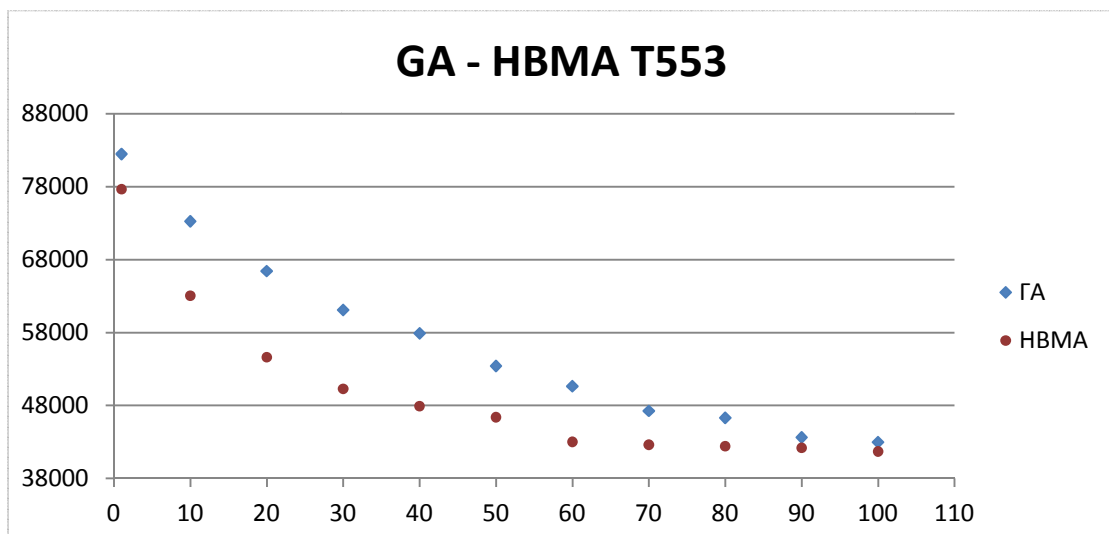
Πίνακας 146



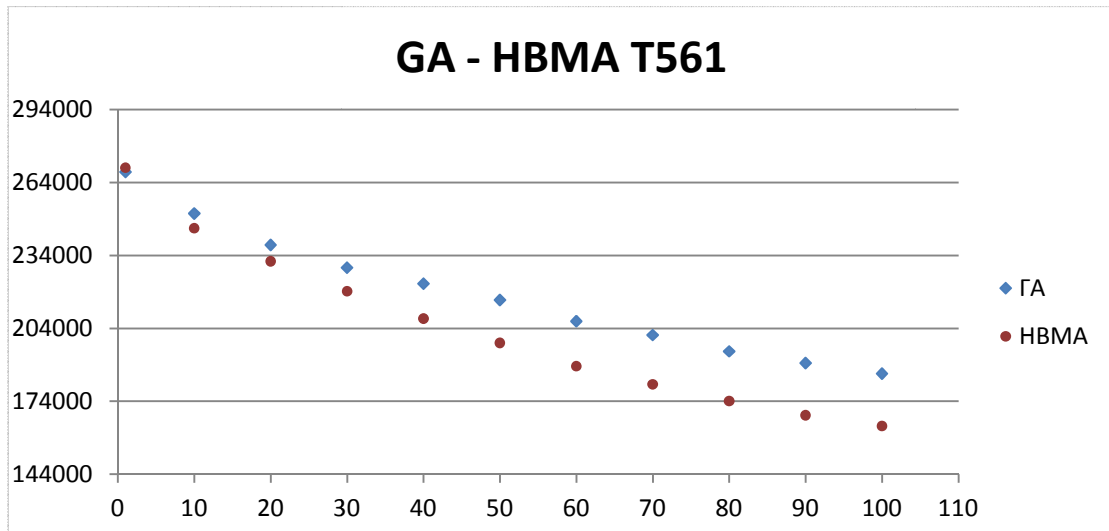
Πίνακας 147



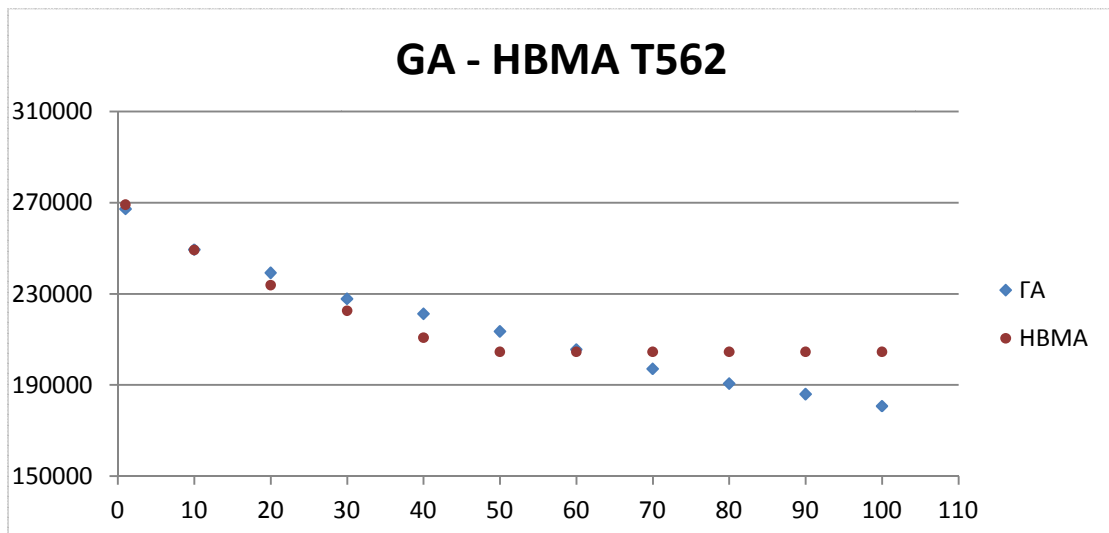
Πίνακας 148



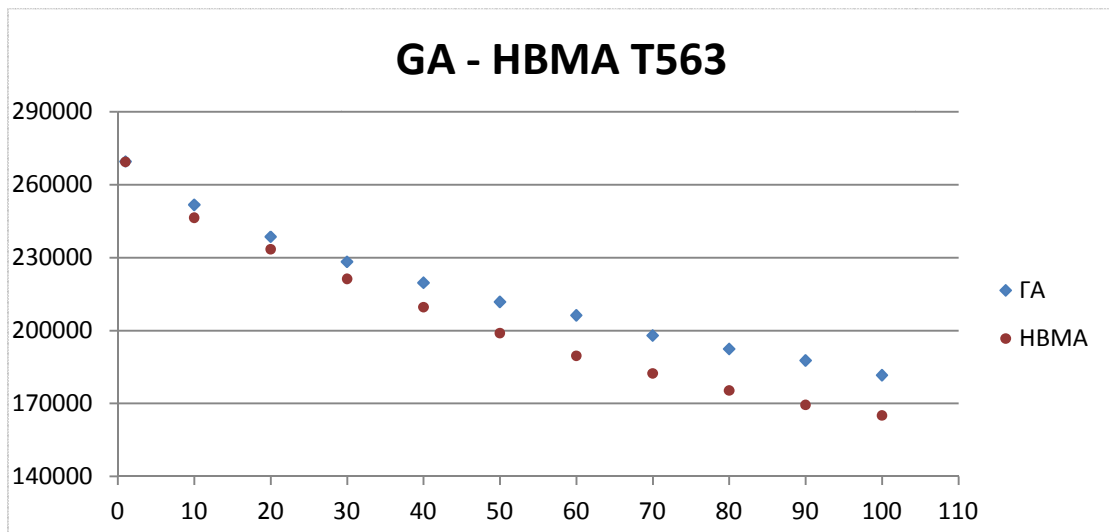
Πίνακας 149



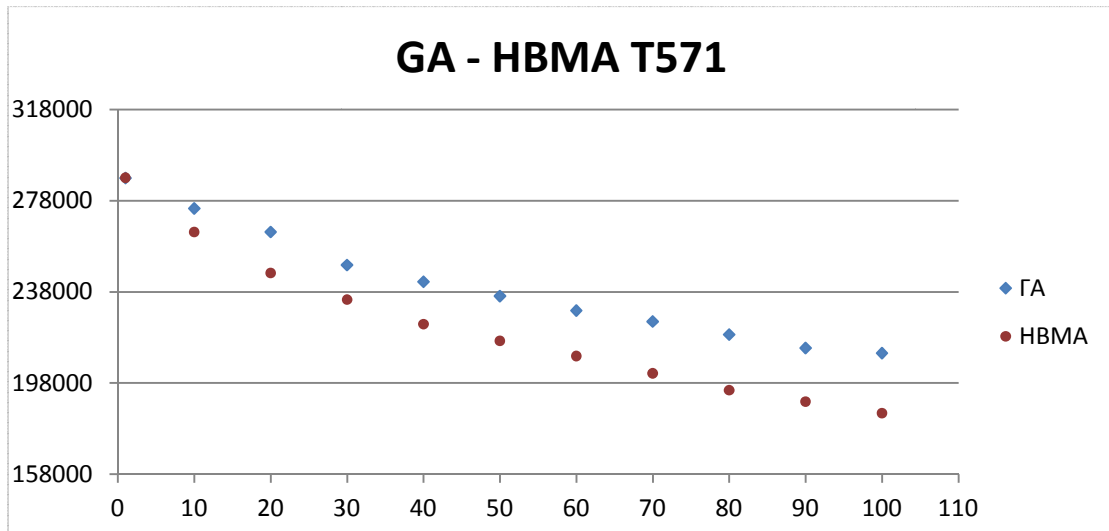
Πίνακας 150



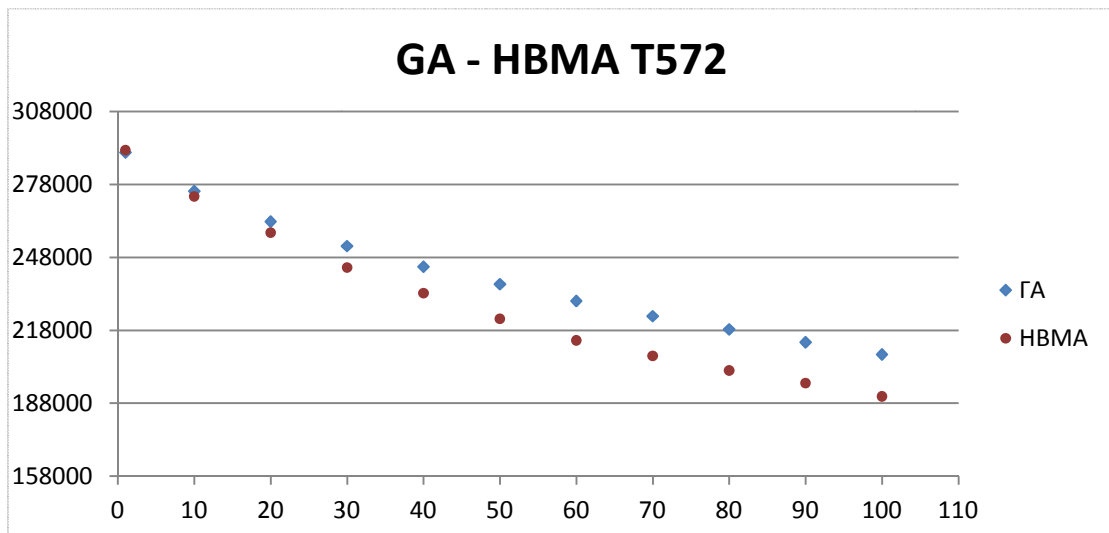
Πίνακας 151



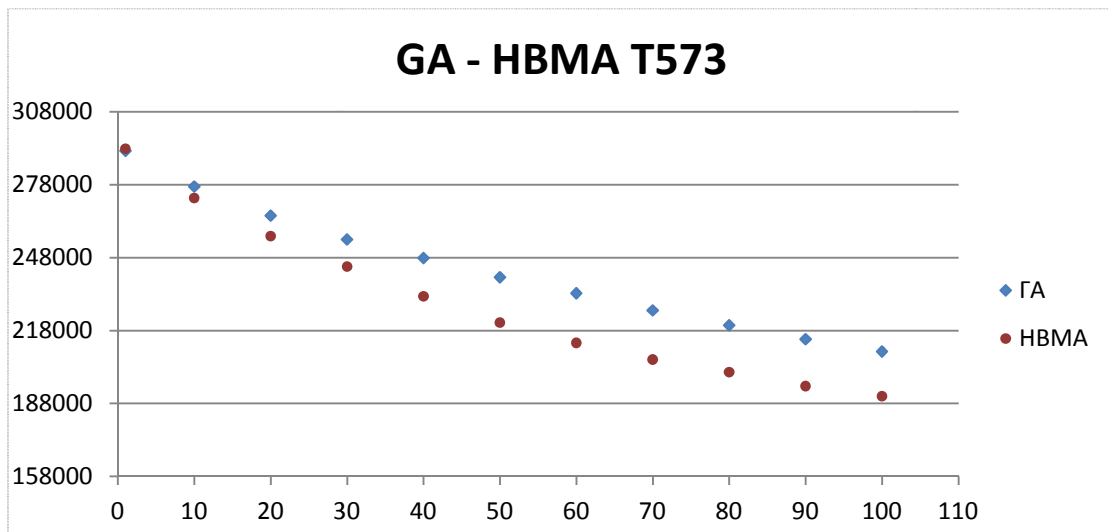
Πίνακας 152



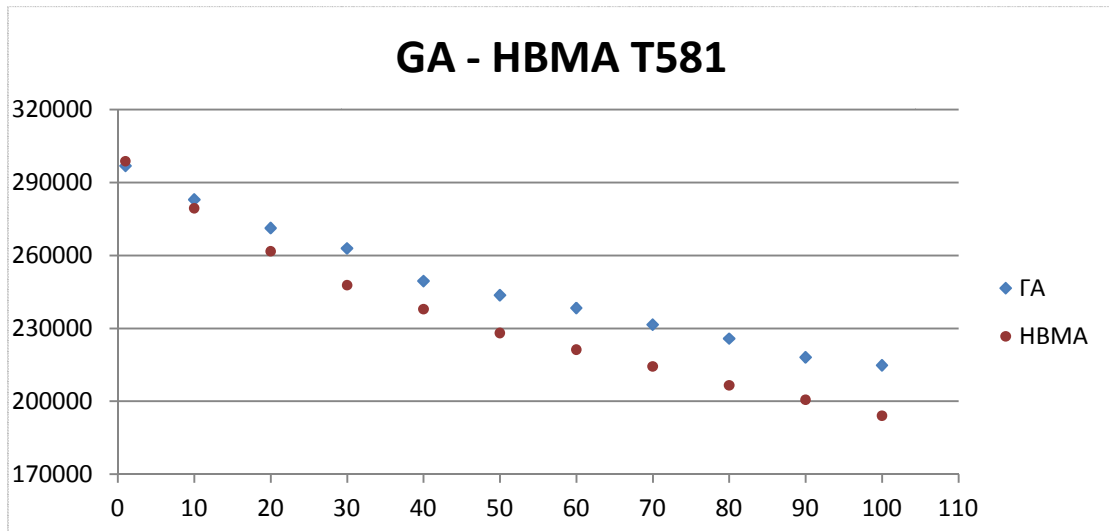
Πίνακας 153



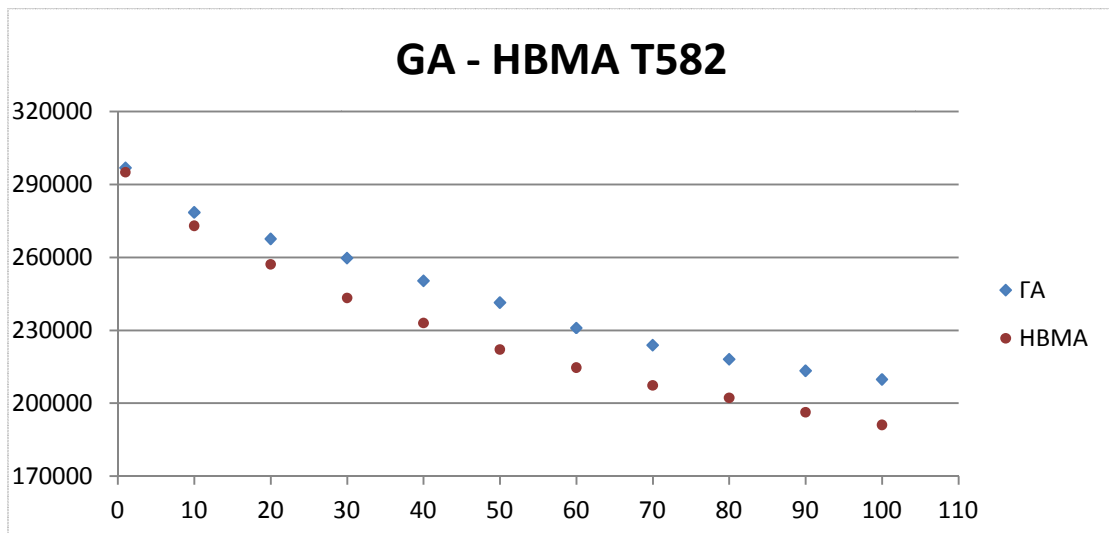
Πίνακας 154



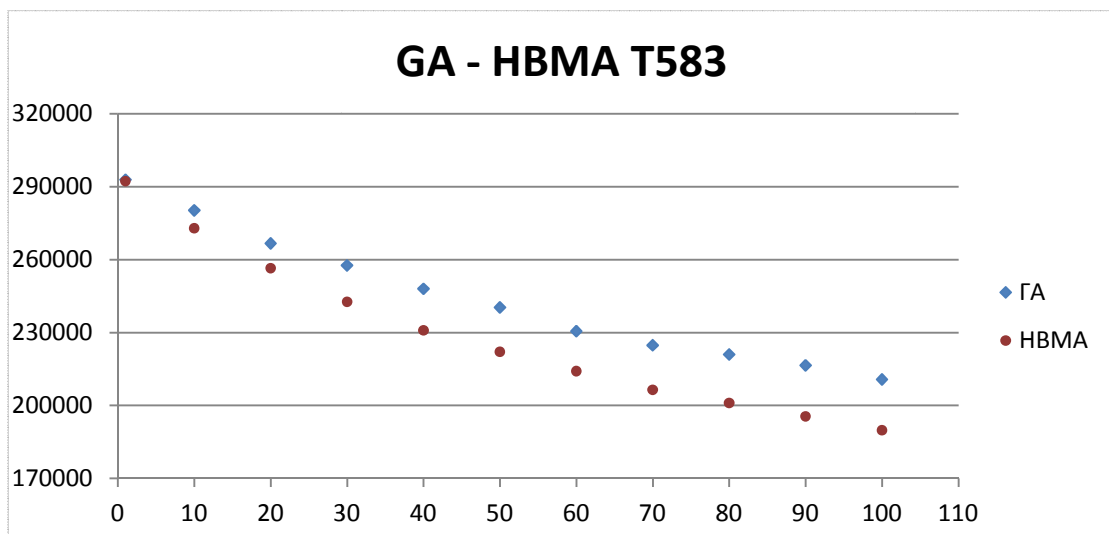
Πίνακας 155



Πίνακας 156



Πίνακας 157



Πίνακας 158

Κεφάλαιο 9. Συμπεράσματα

Αναλύοντας τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τη σύγκριση των αλγορίθμων είναι φανερό ότι στα περισσότερα προβλήματα ο HBMA υπερέχει έναντι του Γενετικού σε μεγάλο βαθμό τόσο στην εύρεση καλύτερης τιμής της αντικειμενικής συνάρτησης, όσο και στον χρόνο υλοποίησης. Ελάχιστες είναι οι περιπτώσεις όπου, ο Γενετικός ξεπερνάει τον HBMA είτε στη βέλτιστη τιμή είτε στον αντίστοιχο χρόνο. Συγκεκριμένα, ο Αλγόριθμος Ζευγαρώματος των Μελισσών τείνει να είναι ακόμα πιο αποτελεσματικός σε προβλήματα όπου, είτε η αναλογία προσφοράς και ζήτησης είναι μικρή είτε το μέγεθος του προβλήματος μεγάλο. Επίσης, είναι σημαντικό ότι οι αντίστοιχοι χρόνοι υλοποίησης των βέλτιστων λύσεων είναι μικρότεροι για τον HBMA

Συμπεραίνοντας, τα χαρακτηριστικά του HBMA στα οποία οφείλεται η αποτελεσματικότητά του είναι η διαδικασία του ζευγαρώματος της βασίλισσας που ακολουθείται κατά την διαδικασία του τελεστή της διασταύρωσης. Οι λύσεις που διασταυρώνονται με την καλύτερη λύση, τη βασίλισσα, αποτελούν ένα σύνολο από τις καλύτερες λύσεις της γενιάς τους και έτσι η βέλτιστη λύση είναι αποδοτικότερη σε σχέση με τον Γενετικό, όπου όλες οι λύσεις διασταυρώνονται σε ζευγάρια. Τα χαρακτηριστικά της βασίλισσας σε συνδυασμό με κάποιες από τις καλύτερες λύσεις, οδηγούν τον αλγόριθμο σε πολύ καλύτερες λύσεις. Η διαδικασία της διασταύρωσης οδηγεί τον HBMA στην εύρεση καλύτερης λύσης αλλά ταυτόχρονα και σε πολύ μικρότερο χρόνο απ' ό,τι ο Γενετικός. Όλα τα παραπάνω, υποδεικνύουν ότι ο Αλγόριθμος Ζευγαρώματος των Μελισσών κρίνεται αποτελεσματικός για την επίλυση προβλημάτων χωροθέτησης απλής ανάθεσης με περιορισμούς χωρητικότητας συγκρινόμενος με ένα αντίστοιχο γενετικό.

Όπως αναφέρθηκε ήδη από την Εισαγωγή, το αντικείμενο της εργασίας ήταν να εξετασθεί η αποτελεσματικότητα του Αλγορίθμου Ζευγαρώματος των Μελισσών για τα προβλήματα Χωροθέτησης Εγκαταστάσεων Απλής Ανάθεσης με Περιορισμούς Χωρητικότητας. Για το λόγο αυτό, εκτός του HBMA προγραμματίστηκε και ένας Γενετικός Αλγόριθμος για να επιτευχθεί η μεταξύ τους σύγκριση. Για να επιτευχθεί αυτή η σύγκριση, καθορίστηκαν οι παράμετροι των αλγορίθμων, πληθυσμός, αριθμός γενεών ή πτήσεις ζευγαρώματος για τον HBMA, το μέγεθος σπερματοθήκης για τον HBMA καθώς και οι τελεστές διασταύρωσης και μετάλλαξης. Μια μελλοντική έρευνα μπορεί να χρησιμοποιήσει τα στοιχεία αυτής της μελέτης για να εξεταστεί η συμπεριφορά των αλγορίθμων για διαφορετικές τιμές των παραμέτρων. Επιπλέον, μια διαφορετική κωδικοποίηση των χρωμοσωμάτων όπως και η χρησιμοποίηση δυο αντί μίας βασίλισσας ενδέχεται να βελτιώσει κατά πολύ την αποτελεσματικότητα του HBMA.

Βιβλιογραφία

1. Agar, M. and Salhi, S. (1998). Lagrangean heuristics applied to a variety of large Capacitated plant location problems. *Journal of the Operational Research Society*, 49. 1072-1084.
2. Ahuja, R., Orlin, R., Pallotino, R., Scaparra, M. and Scutella M. (2002) *A multi exchange heuristic for the single source capacitated facility location problem*, Dipartimento Di Informatica, Universita Di Piza.
3. Barcelo, J. and Casanova, J. (1984) A Heuristic Lagrangean algorithm for the capacitated plant location problem. *European Journal of Operational Research*, 15(2), 212-226.
4. Batta, R. and Berman, O. (1989) A Location Model for a Facility Operating as an M/G/k Queue. *Networks*, 19. 717-728.
5. Beasley, J. E. (1993) Lagrangian heuristics for location problems. *European Journal of Operational Research*, 65(3), 383-399.
6. Beck, M.P. and Mulvey, J.M. (1982) Constructing optimal index funds. Technical report, Princeton University Report No. EES-82-1.
7. Beni, G., Wang, J. (1989) Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems, Italy: *NATO Advanced Workshop on Robots and Biological Systems*.
8. Bonabeau, E., Dorigo, M. and Theraulaz, G. (1999) Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems. *Oxford University Press*
9. Bose, P. (2003) *Alexander the Great's Art of Strategy*
10. Brandimarte, P. and Zotteri, G. (2007) *Introduction to Distribution Logistics*. New Jersey: John Wiley and Sons.
11. Cartledge, P. (2004) *Alexander the Great: The Hunt for a New Past*. New York: The Overlook Press.

12. Chang, W., Lei, P. and Chyu C. *Local Search Based Metaheuristics for the Multi Source Capacitated Facility Location Problem*, Department of Industrial Engineering and Management, Yuan-Ze University.
13. Chen, C.H. and Ting, C.J. (2008) Combining Lagrangian heuristic and Ant Colony System to solve the Single Source Capacitated Facility Location Problem. *Transportation Research Part E*, 44, 1099-1122.
14. Cornuejols, G., Fisher, M. and Nemhauser, G.L. (1977) Location of bank accounts to optimize float: an analytic study of exact and approximate algorithms. *Management Science* 23, 789–810.
15. Cornuejols, G., Sridharan, R., Thizy, J.-M., 1991. A comparison of heuristics and relaxations for the capacitated plant location problem. *European Journal of Operational Research* 50, 280–297.
16. Cortinhal, M.J. and Captivo, M.E. (2003) Upper and lower bounds for the single source capacitated location problem. *European Journal of Operational Research*, 151(2), 333–351.
17. Cortinhal, M.J. and Captivo, M.E. (2003) Genetic algorithms for the single source capacitated location problem. *Metaheuristics: Computer Decision-Making*. Kluwer Academy.
18. Delmaire, H., Diaz, J.A., Fernandez, E. and Ortega, M. (1999) Reactive GRASP and Tabu Search Based Heuristics for the Single Source Capacitated Facility Location Problem. *Infor*, 37(3), 194-225.
19. Engels, D. W. (1978) *Alexander the Great and the Logistics of the Macedonian Army*.
20. Erlenkotter, D. (1978) A Dual-Based Procedure for Uncapacitated Facility Location. *Operations Research*, 26(6), 992-1009.
21. Fisher, M. (1981) The Lagrangian Relaxation Method for Solving Integer Programming Problems. *Management Science*, 27(1), 1-18.

22. Ghiani, G., Laporte, G. and Musmanno, R. (2004) *Introduction to logistics systems planning and control*. Chichester: John Wiley and Sons.
23. Hindi, K.S. and Pienkosz, K. (1999) Efficient solution of large scale, single-source, capacitated plant location problems. *Journal of the Operational Research Society*, 50. 268-274.
24. Holmberg, K., Ronnqvist, M. and Yuan D. (1999) An exact algorithm for the capacitated facility location problems with single sourcing. *European Journal of Operational Research*, 113(3), 544-559.
25. Jaramillo, J.H., Bhadury, J. and Batta, R. (2002) On the use of genetic algorithms to solve location problems. *Computers & Operations Research* 29. 761-779.
26. Kennedy, J. and Eberhart, C.R. (2001) *Swarm Intelligence*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers
27. Klincewicz, J. and Luss, H. (1986) A Lagrangian Relaxation Heuristic for Capacitated Facility Location with Single-Source Constraints. *Journal of the Operational Research Society*, 37(5), 495-500.
28. Klose, A., Drexl, A. (2005) Facility location models for distribution system design. *European Journal of Operational Research*, 162(1), 4-29.
29. Kratica, J., Tosic, D., Filipovic, V. and Ljubic I. (2001) Solving The Single Plant Problem By Genetic Algorithm. *Rairo Operations Research*, 35. 127-142.
30. Kumweang, K. and Kawtummachai, R. (2005) Solving a SSCFLP in a Supply Chain with ACO. *Suranaree Journal of Science and Technology*, 12(1), 28-38.
31. Lai, K.T., Luong, L.H.S. and Marian, R.M. (2009) Single source facility location problem using genetic algorithm. Vienna: DAAAM International.

32. Lai, K.T., Luong, L.H.S., Marian, R.M. and Lee, M.K. (2008). An optimization Framework for the Design of Multi-echelon Production-distribution Networks using Genetic Algorithms. *Asian International Journal of Science and Technology in Production and Manufacturing* 1(2), 17-29.
33. Langevin, A. and Riopel, D. (2005) *Logistics Systems - Design and Optimization*. New York: Springer Science.
34. Marian, R.M., Luong, L.H.S. and Akararungruangkul, R. (2008) Optimisation of distribution networks using Genetic Algorithms. Part1: problem modeling and automatic generation of solutions. *International Journal of Manufacturing Technology and Management*, 15(1), 64-83.
35. Marinakis, Y., Marinaki, M. and Dounias, G. (2008) Honey Bees Mating Optimization Algorithm for the Vehicle Routing Problem. *Computational Intelligence*, 129. 139-148.
36. Melanie Mitchel (1998), *An introduction to genetic algorithms*, The MIT press.
37. Michalewicz, Z. (1992). *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*. Springer-Verlag, Berlin, Germany.
38. Miller, P. (2007) *Swarm Theory* Διαθέσιμο στο <http://ngm.nationalgeographic.com> (τελευταία πρόσβαση 16/04/2011)
39. Pirkul, H. and Schilling, D. A. (1991) The Maximal Covering Location Problem with Capacities on Total Workload. *Management Science*, 37(2), 233-248.
40. ReVelle, C.S., Eiselt, H.A. (2005) Location analysis: A synthesis and survey. *European Journal of Operational Research*, 165. 1-16.
41. Silva, F. and Serra, D. (2007) A Capacitated Facility Location Problem with Constrained Backlogging Probabilities. *International Journal of Production Research*, 45(21), 5117-5134.
42. Sridharan, R. (1993) A Lagrangian Heuristic for the Capacitated Plant Location Problem with single Source Constraints. *European Journal of Operational Research*, 66(3), 305-312.

43. Tragantalerngsak, S., Holt, J. and Ronnqvist, M. (1997) Lagrangian heuristics for the two-echelon, single-source, capacitated facility location problem. *European Journal of Operational Research*, 102(3), 611-625.
44. Tragantalerngsak, S., Holt, J. and Ronnqvist, M. (2000) An exact method for the two-echelon, single-source, capacitated facility location problem. *European Journal of Operational Research*, 123. 473-489.
45. Verma, A., Verma, R. and Mahanti, N.C. (2010) A New Approach to Fuzzy Uncapacitated Facility Location Problem. *International Journal of Soft Computing*, 5(3), 149-154.
46. Λουκάκης, Ι. (2010) Το πρόβλημα χωροθέτησης μονάδων πυρόσβεσης-διάσωσης: θεωρία και μεθοδολογία της έρευνας, Τμήμα Γεωγραφίας, Χαροκόπειο Πανεπιστήμιο.
47. Μαρινάκης Ι., Μυγδαλάς Αθ., (2008), Σχεδιασμός και βελτιστοποίηση της εφοδιαστικής αλυσίδας, Εκδόσεις ‘Σοφία’, Θεσσαλονίκη.
48. Ουλκέρογλου Ν. (2004). Βελτιστοποίηση προγραμματισμού παραγωγής με χρήση Γενετικών Αλγορίθμων, Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.
49. Σιφνιώτης, Κ. (1997) Logistics Management: Θεωρία και Πράξη. Αθήνα: Εκδόσεις Παπαζήση.
50. Σταμάτης, Π. (2007) Μελέτη αποδοτικού μηχανισμού επικοινωνίας σε σμήνος που αποτελείται από διαμεσολαβητές περιορισμένων δυνατοτήτων, Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Πατρών.