

Μεταερευνητικοί Αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης για τον Προσδιορισμό Στρατηγικών
Παραγωγής σε Συστήματα Αποθεμάτων με Ανακατασκευή Προϊόντων

Η ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ ΕΞΕΙΔΙΚΕΥΣΗΣ

Υποβάλλεται στην

ορισθείσα από την Γενική Συνέλευση Ειδικής Σύστασης
του Τμήματος Πληροφορικής
Εξεταστική Επιτροπή

από την

Ειρήνη Μουστάκη

ως μέρος των Υποχρεώσεων

για τη λήψη

του

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟΥ ΔΙΠΛΩΜΑΤΟΣ ΣΤΗΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ
ΜΕ ΕΞΕΙΔΙΚΕΥΣΗ ΣΤΟΥΣ ΕΠΙΣΤΗΜΟΝΙΚΟΥΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΥΣ

Οκτώβριος 2012

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Με την ολοκλήρωση της παρούσας διατριβής θα ήθελα να εκφράσω ιδιαίτερες ευχαριστίες στον επιβλέποντά μου κ. Κωνσταντίνο Παρσόπουλο, Επίκουρο Καθηγητή, για την πολύτιμη βοήθεια και στήριξή του, χωρίς την οποία η εργασία αυτή δεν θα ήταν δυνατό να υλοποιηθεί.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τους συνεργάτες μας κ. Κωνσταντίνα Σκούρη, κ. Ιωάννη Κωνσταντάρα και κ. Ιωάννη Γκανά για την επιστημονική και υλική υποστήριξη τους.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου για την συνεχή υποστήριξή της και ιδιαίτερα την μητέρα μου για την ανεξάντλητη υπομονή της κατά την διάρκεια των σπουδών μου.

Η παρούσα μελέτη υποστηρίχθηκε από το Επιχειρησιακό Πρόγραμμα "Εκπαίδευση και Δια Βίου Μάθηση" που συγχρηματοδοτείται από την Ευρωπαϊκή Ένωση (Ευρωπαϊκό Κοινωνικό Ταμείο) και από εθνικούς πόρους.



ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

	Σελ
ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	ii
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ	iii
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ	iv
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ	v
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	vi
ABSTRACT	viii
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ	1
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2. ΒΑΣΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ	5
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3. ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ SILVER-MEAL ΚΑΙ ΠΑΡΑΛΛΑΓΕΣ	9
3.1. Ο Αλγόριθμος Silver-Meal	9
3.2. Ο Προσαρμοσμένος Αλγόριθμος SM2	10
3.3. Ο Προσαρμοσμένος Αλγόριθμος SM4	12
3.4. Οι Βελτιωμένοι Αλγόριθμοι SM2+ και SM4+	14
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4. ΜΕΤΑΕΥΡΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ	16
4.1. Βελτιστοποίηση με Σμήνος Σωματιδίων	16
4.2. Διαφοροεξελικτικός Αλγόριθμος	20
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5. ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΚΑΙ ΘΕΜΑΤΑ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ	23
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6. ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	27
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	36
ΑΝΑΦΟΡΕΣ	37
ΔΗΜΟΣΙΕΥΣΕΙΣ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ	40
ΣΥΝΤΟΜΟ ΒΙΟΓΡΑΦΙΚΟ	41

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας	Σελ
Πίνακας 1. Τιμές των παραμέτρων για τα προβλήματα (Schulz 2011).	27
Πίνακας 2. Τιμές παραμέτρων για τους αλγορίθμους PSO και DE.	28
Πίνακας 3. Ποσοστό σφάλματος για όλα τα προβλήματα καθώς και για διαφορετικές αποκλίσεις της ζήτησης, των επιστροφών και του ρυθμού επιστροφών.	30
Πίνακας 4. Ποσοστό σφάλματος για διαφορετικές τιμές κόστους εκκίνησης και αποθηκευτικού κόστους.	31

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα	Σελ
Σχήμα 1. Σχηματική αναπαράσταση συστήματος παραγωγής με επιστροφή και ανακατασκευή προϊόντων.	6
Σχήμα 2. Μέσοι όροι και τυπικές αποκλίσεις για όλα τα προβλήματα.	32
Σχήμα 3. Διάγραμμα διασποράς και γραμμές τάσης των μέσων όρων για (a) PSO και (b) DE, σε σύγκριση με τις παραλλαγές του SM.	33
Σχήμα 4. Γραφική απεικόνιση των μέσων όρων σε σύγκριση με τις τυπικές αποκλίσεις των (a) PSO και (b) DE, για όλα τα προβλήματα.	34

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Ειρήνη Μουστάκη του Διονυσίου και της Μαρίας
Τμήμα Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων, Οκτώβριος 2012
Μεταερευνητικοί Αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης για τον Προσδιορισμό Στρατηγικών Παραγωγής σε Συστήματα Αποθεμάτων με Ανακατασκευή Προϊόντων
Επιβλέπων: Κωνσταντίνος Ε. Παρσόπουλος

Οι μεταερευνητικοί αλγόριθμοι βελτιστοποίησης έχουν αποδείξει τις αυξημένες δυνατότητές τους στην επίλυση NP-hard προβλημάτων βελτιστοποίησης. Αυτό επιβεβαιώνεται σε πληθώρα αναφορών στην σχετική βιβλιογραφία, με την Επιχειρησιακή Έρευνα να αποτελεί έναν από τους κυριότερους τομείς τέτοιων εφαρμογών.

Στην παρούσα εργασία μελετήθηκε η απόδοση δύο δημοφιλών μεταερευνητικών αλγορίθμων βελτιστοποίησης, συγκεκριμένα του αλγορίθμου Βελτιστοποίησης με Σμήνος Σωματιδίων και του Διαφοροεξελικτικού Αλγορίθμου, σε προβλήματα προσδιορισμού στρατηγικών παραγωγής σε συστήματα αποθεμάτων με ανακατασκευή προϊόντων.

Η μελέτη επικεντρώθηκε στην κατάλληλη μοντελοποίηση του προβλήματος και στον προσδιορισμό των πιο αποδοτικών παραλλαγών των δύο αλγορίθμων. Αυτό επετεύχθη μετά από εξαντλητική πειραματική μελέτη σε πληθώρα προβλημάτων από την πρόσφατη σχετική βιβλιογραφία. Κατά γνώση του συγγραφέα, δεν υπάρχει αντίστοιχη μελέτη στον συγκεκριμένο τύπο προβλημάτων.

Η απόδοση των αλγορίθμων συγκρίνεται με την αντίστοιχη αλγορίθμων που θεωρούνται state-of-the-art. Τέτοιοι είναι ο αλγόριθμος Silver-Meal καθώς και

κάποιες πολύ πρόσφατες παραλλαγές του. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι οι μελετηθέντες μεταερευτικοί αλγόριθμοι αποτελούν ιδιαίτερα αξιόπιστες και αποδοτικές εναλλακτικές λύσεις για την επίλυση του υπό μελέτη τύπου προβλημάτων, αποτελώντας σημαντική αλγοριθμική συνεισφορά στον τομέα της Επιχειρησιακής Έρευνας και ιδιαίτερα σε αυτόν της Θεωρία Αποθεμάτων.

ABSTRACT

Eirini D. Moustaki

Department of Computer Science, University of Ioannina, Greece

October 2012

Metaheuristic Optimization Algorithms for Determining Production Strategies in Inventory Systems with Remanufacturing

Thesis Supervisor: Konstantinos E. Parsopoulos

Metaheuristic optimization algorithms have demonstrated significant efficiency in solving NP-hard optimization problems. This is confirmed in numerous reports in the literature, with Operations Research being one of the main application areas.

In the present thesis, we study the performance of two popular metaheuristic optimization algorithms, namely Particle Swarm Optimization and Differential Evolution, on determining production strategies in systems with remanufacturing and returns. The study consists of a proper modeling of the problem and identification of the most efficient variants of both algorithms. This is achieved through thorough experimentation of a large number of test problems from the recent literature. According to the author's knowledge, there is no similar study in this type of problems.

The considered metaheuristic algorithms are compared with state-of-the-art approaches, such as the Silver-Meal algorithm and some of its very recent variants. The results show that the studied algorithms are highly reliable and effective alternatives for tackling this type of problems, constituting a significant algorithmic

contribution in the field of Operations Research and particularly in Inventory Optimization.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1.

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τα τελευταία χρόνια οι κατασκευαστές δίνουν όλο και μεγαλύτερη έμφαση σε δραστηριότητες που αφορούν στην μείωση των αποβλήτων μέσω της ανάκτησης κάποιων εξαρτημάτων των χρησιμοποιημένων προϊόντων. Το κίνητρο για αυτή τη δραστηριότητα είναι διπλό: αυξανόμενες περιβαλλοντικές ανησυχίες και πιθανά οικονομικά οφέλη. Σε αρκετές χώρες έχουν τεθεί περιβαλλοντικοί κανονισμοί, κατά τους οποίους οι κατασκευαστές είναι υπεύθυνοι για ολόκληρο τον κύκλο ζωής των προϊόντων που κατασκευάζουν. Ένα κοινό παράδειγμα αυτών των κανονισμών είναι η υποχρέωση να πάρουν πίσω τα προϊόντα μετά τη χρήση τους (Fleischmann, 1997). Ακόμα και στην απουσία τέτοιων κανονισμών, οι προσδοκίες των περιβαλλοντικά συνειδητοποιημένων καταναλωτών ασκούν πίεση στις εταιρίες να εξετάσουν περιβαλλοντικά ζητήματα στην παραγωγική διαδικασία τους. Μία φιλικότερη προς το περιβάλλον στρατηγική, μπορεί να επιτευχθεί με την εφαρμογή συστημάτων παραγωγής ανακατασκευασμένων προϊόντων, τα οποία μπορούν αποτελέσουν ένα ισχυρό εμπορικό εργαλείο προσφέροντας μοναδικό πλεονέκτημα στις εταιρείες που αναζητούν μία θέση στην παγκόσμια αγορά.

Η επαναχρησιμοποίηση προϊόντων ή υλικών μπορεί να είναι οικονομικά ελκυστική και, επιπρόσθετα, συμβάλει στη βιώσιμη ανάπτυξη. Όμως, το κόστος απόσυρσης των προϊόντων έχει αυξηθεί σημαντικά τα τελευταία χρόνια εξαιτίας της εξάντλησης των χώρων απόθεσης. Έτσι, οι εταιρείες στρέφονται προς την ανάκτηση των προϊόντων για να αποφύγουν το συγκεκριμένο κόστος. Επιπλέον, εκτός από την εξοικονόμηση στο κόστος απόσυρσης που εξασφαλίζεται με την ανάκτηση των προϊόντων, εξασφαλίζεται η αξία του προϊόντος που ανακτήθηκε αλλά και οικονομία στην

ενέργεια, στα υλικά και στην εργασία. Περιβαλλοντικοί κανονισμοί, πολιτικές φιλικές προς το περιβάλλον που οφείλονται στις αυξανόμενες περιβαλλοντικές ανησυχίες, καθώς και πιθανά οικονομικά οφέλη από την ανάκτηση προϊόντων, έχουν ωθήσει τους κατασκευαστές να ενσωματώσουν στην παραγωγική διαδικασία τους την διαχείριση των ανακτηθέντων προϊόντων. Κατά συνέπεια, ο προγραμματισμός παράγωγής και ελέγχου αποθεμάτων τέτοιων συστημάτων, έχει κινήσει το ενδιαφέρον τόσο σε ερευνητικό - ακαδημαϊκό όσο και σε πρακτικό επίπεδο.

Η ανακατασκευή αποτελεί τρόπο ανάκτησης, με την οποία επιδιώκεται η επαναφορά του χρησιμοποιημένου προϊόντος σε επίπεδο ποιότητας ίδιο με αυτή του νέου. Μετά την αποσυναρμολόγηση, οι μονάδες και τα εξαρτήματα που προκύπτουν ελέγχονται σε βάθος. Τα προβληματικά εξαρτήματα επιδιορθώνονται ή, αν αυτό δεν είναι εφικτό, αντικαθιστώνται με καινούρια. Η διαδικασία αυτή επιτρέπει την ανάκτηση σημαντικού μέρους της αρχικής αξίας του προϊόντος. Τα ανακατασκευασμένα προϊόντα έχουν συνήθως την ίδια ποιότητα με τα καινούρια και πωλούνται στην ίδια τιμή, έχοντας όμως μικρότερο κόστος. Παραδείγματα ανακατασκευασμένων προϊόντων περιλαμβάνονται ως επί το πλείστον σε συστατικά υψηλής αξίας όπως αεροσκάφη ή κινητήρες αυτοκινήτων, εξοπλισμό αεροπορίας, ιατρικό εξοπλισμό, έπιπλα γραφείου, εργαλεία διαφόρων μηχανημάτων, φωτοτυπικά μηχανήματα, υπολογιστές, ηλεκτρονικά είδη, τόνερ, κινητά τηλέφωνα, φωτογραφικές μηχανές μιας χρήσης κ.ά. (Guide Jr, 1999; Thierry, 1995).

Το Πρόβλημα του Δυναμικού ή Οικονομικού Προσδιορισμού του Μεγέθους της Παραγγελίας (Dynamic or Economic Lot Sizing Problem – ELSP), συνίσταται στον προγραμματισμό της ποσότητας παραγγελίας/παραγωγής όταν ο ορίζοντας σχεδιασμού είναι πεπερασμένος και η ζήτηση δυναμική (ντετερμινιστική). Πρόκειται για ένα από τα πιο εκτενώς μελετημένα θέματα στην περιοχή του έλεγχου αποθεμάτων και του σχεδιασμού παραγωγής, γενικότερα. Ωστόσο, το πρόβλημα ELS με δυνατότητα Ανακατασκευής (ELSR) ως εναλλακτική λύση της κατασκευής, έχει αποκτήσει αυξανόμενο ενδιαφέρον στην βιβλιογραφία. Το ELSR πρόβλημα μπορεί να περιγραφεί ως ακολούθως: σε ένα πεπερασμένο χρονικό ορίζοντα που αποτελείται από διακριτές περιόδους, ο πωλητής πρέπει να ικανοποιήσει μια ντετερμινιστική και δυναμική ζήτηση για έναν τύπο προϊόντος και επιπλέον του επιστρέφεται ένας

πεπερασμένος αριθμός χρησιμοποιημένων προϊόντων. Η ζήτηση μπορεί να ικανοποιηθεί είτε με καινούργια προϊόντα είτε με ανακατασκευασμένα. Ο πωλητής διατηρεί ξεχωριστά αποθέματα για προϊόντα προς επισκευή και επιστρεφόμενα (χρησιμοποιημένα) προϊόντα. Κατά την παραγγελία κατασκευασμένων ή ανακατασκευασμένων προϊόντων, ο πωλητής επιβαρύνεται με ένα σταθερό κόστος. Επιπλέον σε κάθε περίοδο, επιβαρύνεται με το κόστος αποθήκευσης των προϊόντων προς επισκευή και των επιστρεφόμενων χρησιμοποιημένων προϊόντων.

Έχουν μελετηθεί διάφορες εκδοχές του προβλήματος ELSR. Οι Richter και Sombrutzki (2000) επέκτειναν το κλασικό μοντέλο των Wagner και Whitin (1958) εισάγοντας την διαδικασία της ανακατασκευής. Έδειξαν πως υπάρχει μια βέλτιστη λύση που υπακούει στην αρχή “μηδενικού αποθέματος” και έδωσαν έναν αλγόριθμο δυναμικού προγραμματισμού για να προσδιορίσουν τις περιόδους που κατασκευάζονται και ανακατασκευάζονται προϊόντα. Οι Richter και Weber (2001) επέκτειναν τα προηγούμενα μοντέλα με την εισαγωγή μεταβλητού κόστους κατασκευής και ανακατασκευής και απέδειξαν την βελτιστότητα μιας πολιτικής που ξεκινάει από την διαδικασία της ανακατασκευής πριν μεταβεί στην διαδικασία κατασκευής. Ο Golany (2001) θεώρησε μια παραλλαγή του προβλήματος ELSR, στην οποία απέρριπτε τα χρησιμοποιημένα προϊόντα που είχαν επιστραφεί με κάποιο κόστος και έδειξε πως το πρόβλημα αυτό είναι NP-πλήρες. Ο Yang (2005) μελετώντας το ίδιο πρόβλημα, ανέπτυξε μια ευρετική μέθοδο πολυωνυμικού χρόνου για την επίλυση του. Οι Pineyro και Viera (2009) μελέτησαν το πρόβλημα ELSR με γνωστό αρχικό κόστος παραγωγής και απόρριψης καθώς και με γραμμικά κόστη παραγωγής, αποθήκευσης και απόρριψης και πρότειναν μία διαδικασία Tabu search με στόχο την εύρεση υποβέλτιστων λύσεων.

Ο Teunter (2006) μελέτησε το ELSR με διαφορετικό αλλά και κοινό κόστος εκκίνησης για κατασκευή και ανακατασκευή. Για την περίπτωση του κοινού κόστους εκκίνησης, πρότεινε έναν αλγόριθμο δυναμικού προγραμματισμού πολυωνυμικού χρόνου. Επίσης μελετήθηκε και συγκρίθηκε η υπολογιστική απόδοση των τροποποιημένων εκδόσεων τριών γνωστών ευρετικών αλγορίθμων, των Silver–Meal (SM), Least Unit Cost και Part Period Balancing, για τις περιπτώσεις διαφορετικού και κοινού κόστους εκκίνησης. Ο Schulz (2011) πρότεινε μία γενίκευση της βασικής

ευρετικής μεθόδου SM που είχε εισάγει ο Teunter το 2006, για διαφορετικά κόστη εκκίνησης. Η ενισχυμένη παραλλαγή του SM εμφάνισε σημαντικά καλύτερες αποδόσεις, αναφορικά με το μέσο ποσοστιαίο σφάλμα από τη βέλτιστη λύση.

Πρόσφατη έρευνα στο μοντέλο Wagner-Whitin και συναφή προβλήματα βελτιστοποίησης στην θεωρία αποθεμάτων (Piperagkas, 2011, 2012), έδειξαν την δυνατότητα αποδοτικής επίλυσης με χρήση σύγχρονων μεταερευτικών αλγορίθμων βασισμένων σε πληθυσμούς. Αν και οι αλγόριθμοι που έχουν μελετηθεί έχουν σχεδιαστεί κυρίως για βελτιστοποίηση προβλημάτων πραγματικών μεταβλητών, με κατάλληλες τροποποιήσεις της λειτουργίας τους καθώς και κατάλληλη διαμόρφωση του μοντέλου του προβλήματος μπορούν να εφαρμοστούν σε προβλήματα με ακέραιες ή μεικτές ακέραιες μεταβλητές, όπως είναι το εξεταζόμενο πρόβλημα ELSR. Η καλή απόδοση αυτών των αλγορίθμων προκάλεσε το ενδιαφέρον μας για εφαρμογή τους στο πρόβλημα ESLR. Συγκεκριμένα, επιλέξαμε δύο από τους πιο ελπιδοφόρους αλγορίθμους, την Βελτιστοποίηση με Σμήνος Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization - PSO) και τον Διαφοροεξελικτικό Αλγόριθμο (Differential Evolution - DE) και αξιολογήσαμε τις επιδόσεις τους στην σειρά προβλημάτων που χρησιμοποιήθηκε από τον Schulz (2011). Τέλος, συγκρίναμε τις επιδόσεις τους με τις αντίστοιχες του SM και των παραλλαγών του. Σκοπός της μελέτης ήταν να εξεταστεί η δυνατότητα των PSO και DE να αποτελέσουν αξιόπιστες εναλλακτικές λύσεις για την επίλυση του προβλήματος ELSR, εμπλουτίζοντας το αλγοριθμικό οπλοστάσιο για τέτοιου είδους προβλήματα.

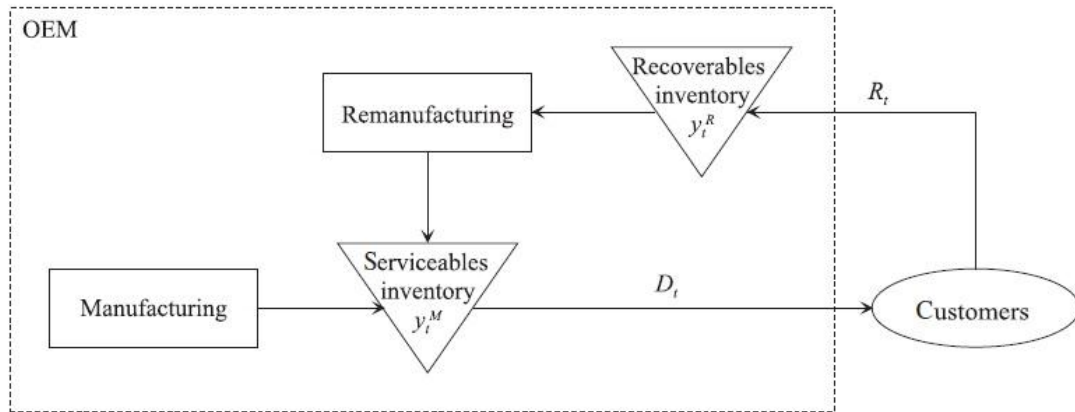
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2.

ΒΑΣΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ

ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ

Σε αυτό το κεφάλαιο μελετάται ένα μοντέλο διαχείρισης αποθεμάτων πεπερασμένου ορίζοντα, στο οποίο η δυναμική ζήτηση ικανοποιείται είτε από παραγωγή νέων μονάδων είτε από ανακατασκευή ήδη χρησιμοποιημένων. Το μοντέλο προτάθηκε από τον Teunter (2006) και μελετήθηκε εξαντλητικά από τον Schultz (2011). Το πρόβλημα αυτό αποτελεί επέκταση του αρχικού προβλήματος των Wagner και Whitin (Wagner-Whitin problem, 1958) και θεωρεί έναν κατασκευαστή ο οποίος προσφέρει ένα συγκεκριμένο προϊόν κατά τη διάρκεια ενός πεπερασμένου χρονικού ορίζοντα. Σε κάθε χρονική περίοδο, υπάρχει μια γνωστή ζήτηση του προϊόντος καθώς και ένας αριθμός επιστρεφόμενων προϊόντων, τα οποία μπορούν να ανακατασκευαστούν και να πωληθούν ως καινούρια. Αν τα ανακατασκευασμένα προϊόντα δεν επαρκούν για να καλύψουν την ζήτηση, κατασκευάζονται νέα (καινούρια) προϊόντα. Κύριος στόχος είναι να καθοριστεί η ποσότητα ανακατασκευασμένων και κατασκευασμένων (νέων) προϊόντων για κάθε χρονική περίοδο, ώστε να ελαχιστοποιηθεί το κόστος παραγγελίας (εκκίνησης) και το κόστος αποθήκευσης υπό διάφορους λειτουργικούς περιορισμούς.

Στο Σχήμα 1 απεικονίζεται το εξεταζόμενο μοντέλο. Όπως βλέπουμε όλα τα προϊόντα που επιστρέφονται από τον καταναλωτή φυλάσσονται στις αποθήκες προϊόντων προς ανακατασκευή, ενώ τα ανακατασκευασμένα καθώς και τα κατασκευασμένα προϊόντα φυλάσσονται στην αποθήκη των έτοιμων προς παράδοση προϊόντων.



Σχήμα 1. Σχηματική αναπαράσταση συστήματος παραγωγής με επιστροφή και ανακατασκευή προϊόντων.

Προκειμένου να περιγράψουμε το εξεταζόμενο μοντέλο, θα χρησιμοποιήσουμε τον παρακάτω συμβολισμό ο οποίος ακολουθεί πιστά τον αντίστοιχο του Schulz (2011):

t : χρονική περίοδος , $t = 1, 2, \dots, T$.

D_t : ζήτηση για την χρονική περίοδο t .

R_t : ποσότητα των επιστρεφόμενων προϊόντων στην περίοδο t , τα οποία μπορούν πλήρως να ανακατασκευαστούν και να πωληθούν ως καινούρια.

h^R : κόστος αποθήκευσης των προς ανακατασκευή προϊόντων ανά μονάδα χρόνου.

h^M : κόστος αποθήκευσης των κατασκευασμένων προϊόντων ανά μονάδα χρόνου.

z_t^R : ποσότητα των προϊόντων που ανακατασκευάστηκαν στην χρονική περίοδο t .

z_t^M : ποσότητα των καινούριων προϊόντων που κατασκευάστηκαν στην χρονική περίοδο t .

K^R : κόστος εκκίνησης ανακατασκευής (ανά ανακατασκευή).

K^M : κόστος εκκίνησης κατασκευής (ανά κατασκευή).

y_t^R : μέγεθος του αποθέματος των προϊόντων που μπορούν να ανακατασκευαστούν στην χρονική περίοδο t .

y_t^M : μέγεθος του αποθέματος των έτοιμων προς παράδοση προϊόντων στην χρονική περίοδο t .

Το πρόβλημα βελτιστοποίησης ορίζεται ως ελαχιστοποίηση του κόστους:

$$\min C = \sum_{t=1}^T (K^R \gamma_t^R + K^M \gamma_t^M + h^R y_t^R + h^M y_t^M), \quad (1)$$

όπου:

$$\gamma_t^R = \begin{cases} 1, & \text{αν } z_t^R > 0, \\ 0, & \text{διαφορετικά,} \end{cases} \quad \gamma_t^M = \begin{cases} 1, & \text{αν } z_t^M > 0, \\ 0, & \text{διαφορετικά,} \end{cases} \quad (2)$$

είναι δυαδικές μεταβλητές απόφασης, οι οποίες δηλώνουν την έναρξη μιας παρτίδας κατασκευασμένων ή ανακατασκευασμένων προϊόντων, αντίστοιχα. Επίσης, το μοντέλο συνοδεύεται από πλήθος περιορισμών (Schulz, 2011):

$$y_t^R = y_{t-1}^R + R_t - z_t^R, \quad y_t^M = y_{t-1}^M + z_t^R + z_t^M - D_t, \quad \forall t = 1, 2, \dots, T, \quad (3)$$

$$z_t^R \leq Q \gamma_t^R, \quad z_t^M \leq Q \gamma_t^M, \quad \forall t = 1, 2, \dots, T, \quad (4)$$

$$y_0^R = y_0^M = 0, \quad \gamma_t^R, \gamma_t^M \in \{0, 1\}, \quad y_t^R, y_t^M, z_t^R, z_t^M \geq 0, \quad \forall t = 1, 2, \dots, T, \quad (5)$$

Οι περιορισμοί που ορίζονται στην Σχέση (3) εγγυώνται την ισορροπία του αποθέματος σε σχέση με τα εισερχόμενα και τα εξερχόμενα προϊόντα. Η Σχέση (4) αφορά τους λογικούς περιορισμούς της Σχέσης (2). Η παράμετρος Q είναι ένας επαρκώς μεγάλος αριθμός. Ο Schultz (2011) προτείνει την χρήση της συνολικής ζήτησης καθ'όλη τη διάρκεια του χρονικού ορίζοντα ως τιμή του Q . Τέλος, η Σχέση (5) εξασφαλίζει ότι το απόθεμα στην αρχή είναι μηδενικό, καθώς και ότι όλες οι παράμετροι λαμβάνουν λογικές τιμές.

Ο Teunter (2006) αναγνώρισε κάποιες ενδιαφέρουσες ιδιότητες του εξεταζόμενου μοντέλου. Αρχικά, υπάρχει πιθανότητα να επιτευχθούν βέλτιστες λύσεις που δεν πληρούν την ιδιότητα μηδενικού αποθέματος. Επίσης, αν και θεωρητικά το πρόβλημα

μπορεί να λυθεί βέλτιστα, υπάρχουν ισχυρές ενδείξεις ότι είναι NP-πλήρες. Αυτό συνάγεται από πληθώρα πειραματικών ευρημάτων (Schultz, 2011), δίνοντας κίνητρο για χρήση ευρετικών αλγορίθμων όπως ο προσαρμοσμένος Silver-Meal και βελτιώσεις του (Schultz, 2011). Επίσης, κέντρισε το ενδιαφέρον μας για επίλυση του προβλήματος με χρήση σύγχρονων μεταευρετικών αλγορίθμων, τους οποίους περιγράφουμε σε επόμενη ενότητα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3.

ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ SILVER-MEAL

ΚΑΙ ΠΑΡΑΛΛΑΓΕΣ

3.1 Ο Αλγόριθμος Silver-Meal

3.2 Ο Προσαρμοσμένος Αλγόριθμος SM2

3.3 Ο Προσαρμοσμένος Αλγόριθμος SM4

3.4 Οι βελτιωμένοι αλγόριθμοι SM2+ και SM4+

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται ο αλγόριθμος Silver-Meal (SM) καθώς και οι παραλλαγές του SM2, SM4, SM2+ και SM4+ (Schulz, 2011).

3.1. Ο Αλγόριθμος Silver-Meal

Ο αλγόριθμος Silver-Meal προτάθηκε το 1973 από τους E.A. Silver και H.C. Meal (Silver and Meal, 1973) και είναι ένας από τους πιο ευρέως χρησιμοποιούμενους αλγορίθμους για τον υπολογισμό της ποσότητας παραγγελίας σε ένα σύστημα με πεπερασμένο ορίζοντα και δυναμική ζήτηση, με στόχο την ελαχιστοποίηση του κόστους.

Διαισθητικά, η αύξηση του μεγέθους παρτίδας μοιάζει να συμφέρει οικονομικά την επιχείρηση, επειδή κατά τη διάρκεια του ορίζοντα σχεδιασμού θα χρειαστεί να παραχθούν λιγότερες παρτίδες, μειώνοντας έτσι το κόστος εκκίνησης. Όμως, η παραγωγή λιγότερων παρτίδων μεγαλύτερου μεγέθους, αυξάνει το συνολικό κόστος

καθώς αυξάνεται το κόστος αποθήκευσης. Ο αλγόριθμος Silver-Meal βρίσκει μια μέση λύση ανάμεσα στο κόστος εκκίνησης και το κόστος αποθήκευσης με την παρακάτω διαδικασία.

Ο αλγόριθμος επιλέγει την ποσότητα παραγγελίας της πρώτης περιόδου προκειμένου να καλύψει την ζήτηση για τις πρώτες k περιόδους, $k \geq 1$, με τέτοιο τρόπο ώστε να ελαχιστοποιείται το μέσο κόστος ανά περίοδο για τις πρώτες k περιόδους. Το μέσο κόστος αυτό συμβολίζεται με C . Έτσι, προστίθεται στην τρέχουσα ποσότητα παρτίδας η ζήτηση της επόμενης χρονικής περιόδου, αν με αυτό τον τρόπο μειώνεται το μέσο κόστος ανά καλυπτόμενη περίοδο. Νέα παρτίδα θα δημιουργηθεί όταν το μέσο κόστος ανά περίοδο αυξάνει για πρώτη φορά. Αυτό σημαίνει πως η πρώτη παρτίδα θα καλύπτει την ζήτηση για n χρονικές περιόδους και η επόμενη παρτίδα θα πραγματοποιηθεί την χρονική περίοδο $n + 1$. Το μέσο κόστος ανά καλυπτόμενη χρονική περίοδο, για τις χρονικές περιόδους από 1 έως n , υπολογίζεται από την ακόλουθη σχέση:

$$C_{1,n}^{SM} = \frac{K^M + h^M D_2 + 2h^M D_3 + \dots + (n-1)h^M D_n}{n}. \quad (6)$$

Στις επόμενες ενότητες θα αναφερθούμε σε σημαντικές τροποποιήσεις του αλγορίθμου Silver-Meal (Teunter, 2006; Schulz, 2011).

3.2. Ο Προσαρμοσμένος Αλγόριθμος SM2

Ο αρχικός αλγόριθμος Silver-Meal προσαρμόστηκε από τον Teunter (2006) με σκοπό να περιλαμβάνει εκτός της διαδικασίας κατασκευής προϊόντων και αυτήν της ανακατασκευής. Η κεντρική ιδέα ήταν η ομαδοποίηση του χρονικού ορίζοντα σε μικρότερα χρονικά παράθυρα (έστω ότι ξεκινάνε την χρονική περίοδο τ και τελειώνουν την χρονική περίοδο z) και η επιλογή εκείνων των παραθύρων με το μικρότερο κόστος ανά περίοδο.

Ο προσαρμοσμένος αλγόριθμος SM2, έχει δύο επιλογές:

- (i) Τα προϊόντα προέρχονται μόνο από κατασκευή, οπότε παράγεται μία παρτίδα σε κάθε χρονικό παράθυρο και καλύπτει το σύνολο της ζήτησης στο παράθυρο αυτό. Σε αυτή την περίπτωση, το μέσο κόστος ανά καλυπτόμενη περίοδο, το οποίο θα συμβολίζουμε ως $C_{\tau,z}^{SM2i}$, περιέχει το κόστος εκκίνησης για την παρτίδα κατασκευής που προγραμματίζεται την χρονική περίοδο τ , καθώς και το κόστος αποθήκευσης των κατασκευασμένων προϊόντων. Επίσης θα πρέπει να λάβουμε υπόψη το κόστος αποθήκευσης των προϊόντων προς ανακατασκευή που επιστρέφουν στην εταιρία. Συνολικά, το μέσο κόστος ανά περίοδο στην πρώτη επιλογή του αλγορίθμου SM2 δίνεται από την σχέση:

$$C_{\tau,z}^{SM2i} = \frac{K^M + h^M \sum_{t=\tau}^z y_t^M + h^R \sum_{t=\tau}^z y_t^R}{z - \tau + 1} . \quad (7)$$

- (ii) Τα προϊόντα προέρχονται από ανακατασκευή (με χρήση της μεθόδου κατασκευής μόνο όταν αυτό είναι απαραίτητο). Έτσι, επιδιώκεται να καλυφθεί η ζήτηση του χρονικού παραθύρου αποκλειστικά με ανακατασκευασμένα προϊόντα. Ωστόσο, το απόθεμα προϊόντων προς ανακατασκευή μπορεί να μην επαρκεί για την κάλυψη της ζήτησης και τότε είναι απαραίτητος ο πρόσθετος προγραμματισμός δημιουργίας παρτίδας κατασκευασμένων προϊόντων. Μαζί με το κόστος αποθήκευσης των προϊόντων προς ανακατασκευή και το κόστος αποθήκευσης των κατασκευασμένων προϊόντων, το μέσο κόστος ανά περίοδο μπορεί να περιέχει και τα δύο κόστη εκκίνησης.

Η κατασκευή νέων προϊόντων απαιτείται μόνο όταν το απόθεμα προϊόντων προς ανακατασκευή δεν είναι αρκετό. Αυτό μπορεί να εκφραστεί με μία δυαδική μεταβλητή γ_τ^M που παίρνει την τιμή 1 όταν χρειάζεται να προγραμματιστεί παρτίδα κατασκευασμένων προϊόντων και 0 διαφορετικά. Επομένως το μέσο

κόστος ανά περίοδο στην δεύτερη επιλογή του αλγορίθμου SM2, θα δίνεται από την σχέση:

$$C_{\tau,z}^{SM2ii} = \frac{K^R + K^M \gamma_\tau^M + h^M \sum_{t=\tau}^z y_t^M + h^R \sum_{t=\tau}^z y_t^R}{z - \tau + 1}. \quad (8)$$

Τέλος, για κάθε χρονικό παράθυρο υπολογίζεται το μέσο κόστος για κάθε δυνατή επιλογή του αλγορίθμου και επιλέγεται αυτή με το χαμηλότερο μέσο κόστος.

3.3. Ο Προσαρμοσμένος Αλγόριθμος SM4

Ο προσαρμοσμένος αλγόριθμος SM4 προσφέρει και αυτός δύο επιλογές ανά χρονικό παράθυρο. Η πρώτη είναι να παραχθεί πρώτα μια παρτίδα κατασκευασμένων προϊόντων και στην συνέχεια πολλαπλές παρτίδες ανακατασκευασμένων προϊόντων. Η δεύτερη επιλογή είναι να παραχθεί πρώτα μια παρτίδα ανακατασκευασμένων προϊόντων και στην συνέχεια πολλαπλές παρτίδες κατασκευασμένων προϊόντων. Οι επιλογές αυτές περιγράφονται ακολούθως:

- (i) Σύμφωνα με την πρώτη επιλογή, στην πρώτη χρονική περίοδο (τ) του παραθύρου, προγραμματίζεται μια παρτίδα κατασκευασμένων προϊόντων ακολουθούμενη από τουλάχιστον μία παρτίδα ανακατασκευασμένων προϊόντων από την επόμενη χρονική στιγμή, $\tau + 1$, μέχρι το τέλος του παραθύρου αυτού (χρονική στιγμή z). Καθώς το απόθεμα των προϊόντων προς ανακατασκευή δεν απαιτείται να επαρκεί για να καλυφθεί η ζήτηση των χρονικών στιγμών $\tau + 1$ μέχρι z , η παρτίδα κατασκευασμένων προϊόντων την χρονική στιγμή τ θα πρέπει να είναι τέτοια ώστε να καλύπτει την ζήτηση της περιόδου αυτής. Εφόσον η μόνη παρτίδα κατασκευασμένων προϊόντων παράγεται στην αρχική χρονική στιγμή του χρονικού παραθύρου, το κόστος εκκίνησης για κατασκευασμένες παρτίδες προστίθεται στο μέσο κόστος μόνο μία φορά.

Αντιθέτως, το πλήθος των παρτίδων ανακατασκευασμένων προϊόντων στις χρονικές περιόδους από $\tau + 1$ μέχρι z , μπορεί να διαφέρει από παράθυρο σε παράθυρο. Για αυτό το λόγο, χρησιμοποιούμε το άθροισμα των δυαδικών μεταβλητών γ_t^R σε αυτές τις χρονικές περιόδους, για να υπολογίσουμε το μέσο κόστος ανά καλυπτόμενη περίοδο ως εξής:

$$C_{\tau,z}^{SM4i} = \frac{\sum_{t=\tau}^z \gamma_t^R K^R + K^M + h^M \sum_{t=\tau}^z \gamma_t^M + h^R \sum_{t=\tau}^z \gamma_t^R}{z - \tau + 1}. \quad (9)$$

- (ii) Σύμφωνα με την δεύτερη επιλογή, στην πρώτη χρονική περίοδο (τ) του παραθύρου προγραμματίζεται μια παρτίδα ανακατασκευασμένων προϊόντων, ακολουθούμενη από τουλάχιστον μια παρτίδα κατασκευασμένων προϊόντων από την επόμενη χρονική στιγμή, $\tau + 1$, μέχρι το τέλος του παραθύρου αυτού (χρονική στιγμή z). Προφανώς, αν το πλήθος των προϊόντων προς ανακατασκευή την χρονική στιγμή τ δεν είναι επαρκώς μεγάλο ώστε να καλύψει την ζήτηση αυτής της χρονικής στιγμής, η επιλογή αυτή δεν μπορεί να εφαρμοστεί και εφαρμόζεται η δεύτερη επιλογή του αλγόριθμου SM2. Όμως, όταν το πλήθος των προϊόντων προς ανακατασκευή είναι επαρκώς μεγάλο ώστε να καλύψει την ζήτηση της χρονικής στιγμής τ και, με τουλάχιστον μία παρτίδα κατασκευασμένων προϊόντων στις επόμενες χρονικές στιγμές, μπορεί να καλυφθεί η συνολική ζήτηση του χρονικού παραθύρου, τότε η επιλογή αυτή επικρατεί της δεύτερης επιλογής του SM2 αφού το κόστος αποθήκευσης του αποθέματος κατασκευασμένων προϊόντων είναι μικρότερο. Στην επιλογή αυτή, η μόνη παρτίδα ανακατασκευασμένων προϊόντων προγραμματίζεται για την χρονική στιγμή τ . Έτσι, για όλη την υπόλοιπη διάρκεια του χρονικού παραθύρου, όλα τα προϊόντα που δημιουργούνται κατασκευάζονται εκ νέου.

Σύμφωνα με τα παραπάνω, το αρχικό κόστος παρτίδων ανακατασκευασμένων προϊόντων υπολογίζεται στο μέσο κόστος μόνο μία φορά, ενώ το πλήθος των παρτίδων ανακατασκευασμένων προϊόντων στις χρονικές περιόδους από $\tau + 1$

μέχρι z μπορεί να διαφέρει από παράθυρο σε παράθυρο. Για αυτό τον λόγο, χρησιμοποιούμε το άθροισμα των δυαδικών μεταβλητών γ_t^M σε αυτές τις χρονικές περιόδους για να υπολογίσουμε το μέσο κόστος ανά περίοδο:

$$C_{\tau,z}^{SM4ii} = \frac{K^R + \sum_{t=\tau}^z \gamma_t^M K^M + h^M \sum_{t=\tau}^z y_t^M + h^R \sum_{t=\tau}^z y_t^R}{z - \tau + 1}. \quad (10)$$

Οι παραπάνω επιλογές του αλγορίθμου SM4 αποτελούν σημαντικές επεκτάσεις της λειτουργίας του SM (Teunter, 2006).

3.4. Οι Βελτιωμένοι Αλγόριθμοι SM2+ και SM4+

Ο Schulz (2011) πρότεινε δύο βελτιώσεις των SM2 και SM4, οι οποίες αποδείχθηκαν σημαντικές ως προς την ποιότητα των λύσεων.

Βελτίωση 1

Η πρώτη βελτίωση ελέγχει αν θα ελαττωνόταν το κόστος από ένα πιθανό συνδυασμό δύο διαδοχικών χρονικών παραθύρων. Γενικά, μία αρχική βελτίωση θα μπορούσε να προκύψει ελέγχοντας αν μπορεί να επιτευχθεί μείωση του κόστους διαμέσου συνδυασμού δύο διαδοχικών χρονικών παραθύρων. Ως εκ τούτου, εξετάζεται κατά πόσο μία από τις συνολικά τέσσερις επιλογές των αλγορίθμων SM2 και SM4 που αναφέρθηκαν προηγουμένως, θα μπορούσε να βελτιώσει την λύση για ένα συνδυασμένο χρονικό παράθυρο, το οποίο αποτελείται από δύο αρχικά χρονικά παράθυρα.

Βελτίωση 2

Η δεύτερη βελτίωση ελέγχει το μέγεθος της παρτίδας ανακατασκευασμένων προϊόντων και κατά πόσο θα συνέφερε αυτό να αυξηθεί. Οι SM2 και SM4 δεν λαμβάνουν υπόψη τις αποφάσεις έξω από το εξεταζόμενο χρονικό παράθυρο. Έτσι, ενδέχεται σε ορισμένες λύσεις να βρίσκονται προϊόντα προς ανακατασκευή στο απόθεμα μέχρι το τέλος του χρονικού ορίζοντα, αν και θα μπορούσαν να

χρησιμοποιηθούν για την κάλυψη της ζήτησης (κατόπιν ανακατασκευής), αντί αυτή να καλύπτεται με κατασκευασμένα προϊόντα που επιφέρουν κόστος αποθήκευσης των πρώτων. Η βασική ιδέα της δεύτερης βελτίωσης είναι να εξετάσει αν το συνολικό κόστος μπορεί να μειωθεί με την αύξηση του μεγέθους παρτίδας των ανακατασκευασμένων προϊόντων και, ταυτόχρονα, με ίση μείωση της πρώτης παρτίδας κατασκευασμένων προϊόντων μετά από αυτή.

Και οι δύο παραπάνω βελτιώσεις, μπορούν να εφαρμοστούν για λύσεις που λαμβάνονται τόσο από τον αλγόριθμο SM2 όσο και από τον SM4. Στην συνέχεια θα αναφερόμαστε στους αλγόριθμους SM2 και SM4 που έχουν υποστεί και τις δύο παραπάνω βελτιώσεις ως SM2+ και SM4+, αντίστοιχα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4.

ΜΕΤΑΕΥΡΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ

4.1 Βελτιστοποίηση με Σμήνος Σωματιδίων – Particle Swarm Optimization (PSO)

4.2 Διαφοροεξελικτικός Αλγόριθμος – Differential Evolution (DE)

Στις επόμενες παραγράφους θα περιγράψουμε σε συντομία τους μεταευρετικούς αλγόριθμους βελτιστοποίησης που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα μελέτη.

4.1. Βελτιστοποίηση με Σμήνος Σωματιδίων

Ο αλγόριθμος Βελτιστοποίηση με Σμήνος Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization-PSO) είναι ένας στοχαστικός μεταευρετικός αλγόριθμος βασισμένος στην έννοια του πληθυσμού. Προτάθηκε από τους Eberhart και Kennedy (1995) ως μία εναλλακτική λύση στους κυρίαρχους μέχρι τότε Εξελικτικούς Αλγορίθμους (Evolutionary Algorithms - EA) για την επίλυση προβλημάτων αριθμητικής βελτιστοποίησης. Από την δημιουργία του, ο αλγόριθμος PSO έχει αποκτήσει αυξανόμενο ερευνητικό ενδιαφέρον. Αυτό οφείλεται στην επιβεβαιωμένη αποδοτικότητά του σε πληθώρα δύσκολων προβλημάτων βελτιστοποίησης, καθώς και στην εύκολη υλοποίησή του. Σήμερα, ο αλγόριθμος PSO κατατάσσεται ανάμεσα στους κορυφαίους μεταευρετικούς αλγορίθμους βελτιστοποίησης, μετρώντας ένα μεγάλο πλήθος

εφαρμογών σε διάφορα επιστημονικά πεδία (Banks 2007, 2008; Parsopoulos and Vrahatis, 2002), εκτενή βιβλιογραφία (Clerc, 2006; Engelbrecht, 2006; Kennedy and Eberhart, 2001; Parsopoulos and Vrahatis, 2010), καθώς και δημοσιευμένο ερευνητικό λογισμικό (Voglis, et al. 2012).

Ο κύριος μηχανισμός του αλγορίθμου PSO αποτελείται από μία ομάδα συνεργαζόμενων πρακτόρων αναζήτησης, οι οποίοι επαναληπτικά εξετάζουν τον χώρο αναζήτησης. Πιο συγκεκριμένα, θεωρούμε το n -διάστατο πρόβλημα ολικής ελαχιστοποίησης:

$$\min_{x \in X \subset \mathbb{R}^n} C(x).$$

Ένα *σμήνος* (swarm) S είναι ένα σύνολο από σημεία αναζήτησης και ορίζεται ως:

$$S = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}, \quad x_i \in X, \quad i \in I = \{1, 2, \dots, N\}.$$

Κάθε σημείο αναζήτησης καλείται *σωματίδιο* (particle) και είναι ένα n -διάστατο διάνυσμα που ορίζεται ως:

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T \in X, \quad i \in I.$$

Κάθε σημείο αναζήτησης μπορεί να κινηθεί μέσα στον χώρο αναζήτησης. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιείται μια προσαρμοζόμενη μετατόπιση θέσης, η οποία καλείται *ταχύτητα* (velocity) του σωματιδίου και ορίζεται ως ακολούθως:

$$v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})^T, \quad i \in I.$$

Επιπλέον, κάθε σωματίδιο διατηρεί στην μνήμη την *καλύτερη θέση* (best position) που βρήκε στον χώρο αναζήτησης, δηλαδή αυτή με την μικρότερη συναρτησιακή τιμή:

$$p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})^T, \quad i \in I.$$

Αν συμβολίσουμε t τον μετρητή επαναλήψεων του αλγορίθμου (δεν θα πρέπει να συγχέεται με τον μετρητή των χρονικών περιόδων στο Κεφάλαιο 2), τότε ισχύει ότι:

$$p_i(t) = x_i(\tau), \quad \tau = \arg \min_{\kappa \in \{0, 1, \dots, t\}} \{C(x_i(\kappa))\}.$$

Οι καλύτερες θέσεις αποτελούν ένα είδος *εμπειρίας* (experience) για τα σωματίδια. Διαμοιράζοντας την εμπειρία αυτή, επιτυγχάνεται συνεργασία ανάμεσα στα

σωματίδια κατευθύνοντας την αναζήτησή τους προς τις πιο ελπιδοφόρες περιοχές του χώρου αναζήτησης.

Ο διαμοιρασμός της πληροφορίας βασίζεται στην έννοια της *γειτονιάς* (neighborhood – Suganthan, 1999). Η γειτονιά του i -οστού σωματιδίου ορίζεται από το σύνολο δεικτών των σωματιδίων με τα οποία ανταλλάσει πληροφορίες:

$$NB_{i,s} = \{j_1, j_2, \dots, j_s\} \subseteq I, \quad i \in NB_{i,s}.$$

Η καλύτερη θέση της γειτονιάς, \mathbf{p}_{g_i} , όπου:

$$g_i = \arg \min_{j \in NB_{i,s}} \{C(\mathbf{p}_j)\},$$

χρησιμοποιείται μαζί με το \mathbf{p}_i για να ανανεωθεί το i -οστό σωματίδιο σε κάθε επανάληψη. Η παράμετρος s ορίζεται από τον χρήστη και καλείται *μέγεθος γειτονιάς* (neighborhood size) ενώ έχει άμεσο αντίκτυπο στο εύρος ανταλλαγής πληροφορίας ανάμεσα στα σωματίδια. Ως εκ τούτου, μπορεί να επηρεάσει τις ιδιότητες *εξερεύνησης* (exploration)/*εκμετάλλευσης* (exploitation) του αλγορίθμου. Στην ειδική περίπτωση όπου $s = N$, ολόκληρο το σμήνος αποτελεί την γειτονιά κάθε σωματιδίου.

Αυτή η περίπτωση ορίζει το λεγόμενο *ολικό μοντέλο* (global model) της PSO, το οποίο συμβολίζεται και ως $gbest$. Αντίθετα, αυστηρά μικρότερες γειτονιές ορίζουν το *τοπικό μοντέλο* (local model), το οποίο συμβολίζεται και ως $lbest$.

Τα σωματίδια που θα αποτελέσουν κάθε γειτονιά συνήθως καθορίζονται διαμέσου γενικών σχημάτων, στα οποία θεωρείται μια χωρική οργάνωση των δεικτών των σωματιδίων. Αυτά τα σχήματα ονομάζονται *τοπολογίες γειτονιών* (neighborhood topologies) και μπορεί να έχουν σημαντικό αντίκτυπο στην απόδοση της PSO επειδή καθορίζουν την ροή της πληροφορίας ανάμεσα στα σωματίδια. Μια ευρέως χρησιμοποιούμενη τοπολογία γειτονιών είναι ο *δακτύλιος* (ring – Li, 2010), στην οποία όλοι οι δείκτες σωματιδίων θεωρούνται διατεταγμένοι σε αύξουσα σειρά, με τους δείκτες να ανακυκλώνονται μετά το N . Σύμφωνα με αυτή την τοπολογία, κάθε σωματίδιο θεωρεί ως γειτονιά τα σωματίδια με γειτονικούς σε αυτό δείκτες.

Μέχρι σήμερα, έχουν προταθεί στην βιβλιογραφία διάφορες παραλλαγές του αλγορίθμου PSO. Μία από τις πιο δημοφιλής είναι η παραλλαγή με χρήση *συντελεστή περιορισμού* (constriction coefficient) που προτάθηκε από τους Clerc και Kennedy (2002). Σύμφωνα με αυτή, η κίνηση του σωματιδίου περιγράφεται από τις ακόλουθες σχέσεις:

$$v_{ij}(t+1) = \chi [v_{ij}(t) + c_1 R_1 (p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 R_2 (p_{g_{ij}}(t) - x_{ij}(t))], \quad (11)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1), \quad (12)$$

όπου, $i = 1, 2, \dots, n$, $j = 1, 2, \dots, n$, η παράμετρος χ είναι ο συντελεστής περιορισμού, τα c_1 και c_2 είναι σταθερές γνωστές και ως *γνωσιακή* και *κοινωνική* σταθερά αντίστοιχα, και τα R_1 και R_2 είναι τυχαίες μεταβλητές ομοιόμορφα κατανομημένες στο διάστημα $[0,1]$. Θα πρέπει να σημειωθεί πως χρησιμοποιείται διαφορετική τιμή των R_1 και R_2 για κάθε i και j της Σχέσης (11) σε κάθε επανάληψη.

Οι καλύτερες θέσεις των σωματιδίων ανανεώνονται σε κάθε επανάληψη με βάση την παρακάτω σχέση:

$$p_i(t+1) = \begin{cases} x_i(t+1), & \text{αν } C(x_i(t+1)) < C(p_i(t)), \\ p_i(t), & \text{διαφορετικά,} \end{cases} \quad i \in I. \quad (13)$$

Η παραπάνω μορφή της PSO προέκυψε από την ανάλυση ευστάθειας του αλγορίθμου (Clerc and Kennedy, 2002). Από την ίδια ανάλυση προέκυψε και το σύνολο τιμών των παραμέτρων, $\chi = 0.729$, $c_1 = c_2 = 2.05$, το οποίο θεωρείται εν γένει ικανοποιητικό, παρέχοντας στον αλγόριθμο σταθερότητα και ταχύτητα. Εναλλακτικά σύνολα παραμέτρων έχουν δοθεί στην βιβλιογραφία (Trelea, 2003).

4.2. Διαφοροεξελικτικός Αλγόριθμος

Ο Διαφοροεξελικτικός Αλγόριθμος (Differential Evolution - DE) είναι ένας μεταευρετικός αλγόριθμος βασισμένος στην έννοια του πληθυσμού και έχει πολλές ομοιότητες με την PSO. Προτάθηκε το 1997 από τους Storn και Price και, ομοίως με την PSO, χρησιμοποιεί μία ομάδα από σημεία αναζήτησης που καλείται *πληθυσμός* (population) και ορίζεται ως:

$$S = \{x_1, x_2, \dots, x_N\},$$

για να εξερευνήσει τον χώρο αναζήτησης. Κάθε σημείο αναζήτησης καλείται *άτομο* (individual) και ορίζεται ως ένα n -διάστατο διάνυσμα:

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T \in X, \quad i \in I,$$

το οποίο ανήκει στο χώρο αναζήτησης $X \subset \mathbb{R}^n$, σε άμεση συμφωνία με τα σωματίδια της PSO. Επίσης, ο πληθυσμός αρχικοποιείται τυχαία, συνήθως με βάση την ομοιόμορφη κατανομή στο χώρο αναζήτησης.

Ωστόσο, η κύρια διαδικασία ανανέωσης του DE διαφέρει από της PSO. Συγκεκριμένα, αντί της υπόθεσης πως τα άτομα κινούνται μέσα στον χώρο αναζήτησης, η ανανέωση γίνεται με χρήση τριών τελεστών που δειγματοληπτούν άτομα από τον πληθυσμό, τα συνδυάζουν παράγοντας νέες πιθανές λύσεις και επιλέγοντας τα καλύτερα ανάμεσα στα νέα και τα ήδη υπάρχοντα άτομα. Οι τελεστές αυτοί καλούνται *μετάλλαξη* (mutation), *διασταύρωση* (crossover) και *επιλογή* (selection), και αναλύονται στην συνέχεια.

Μετάλλαξη

Ο τελεστής της μετάλλαξης παράγει ένα νέο διάνυσμα, v_i , για κάθε άτομο $x_i, i = 1, 2, \dots, N$, συνδυάζοντας κάποια από τα άτομα του πληθυσμού. Υπάρχει

πλήθος τελεστών μετάλλαξης για τον DE που αναφέρονται στη βιβλιογραφία. Οι παρακάτω πέντε τελεστές είναι οι επικρατέστεροι:

$$(DE1) \quad \mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{x}_g(t) + F(\mathbf{x}_{r_1}(t) - \mathbf{x}_{r_2}(t)), \quad (14)$$

$$(DE2) \quad \mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{x}_{r_1}(t) + F(\mathbf{x}_{r_2}(t) - \mathbf{x}_{r_3}(t)), \quad (15)$$

$$(DE3) \quad \mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t) + F(\mathbf{x}_g(t) - \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{x}_{r_1}(t) - \mathbf{x}_{r_2}(t)), \quad (16)$$

$$(DE4) \quad \mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{x}_g(t) + F(\mathbf{x}_{r_1}(t) - \mathbf{x}_{r_2}(t) + \mathbf{x}_{r_3}(t) - \mathbf{x}_{r_4}(t)), \quad (17)$$

$$(DE5) \quad \mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{x}_{r_1}(t) + F(\mathbf{x}_{r_2}(t) - \mathbf{x}_{r_3}(t) + \mathbf{x}_{r_4}(t) - \mathbf{x}_{r_5}(t)), \quad (18)$$

όπου t ο δείκτης επαναλήψεων, $F \in [0,1]$ μια σταθερή παράμετρος που ορίζεται από τον χρήστη, g ο δείκτης του καλύτερου του πληθυσμού, δηλαδή:

$$g = \arg \min_{j=1, \dots, N} f(\mathbf{x}_j),$$

και $r_i \in \{1, 2, \dots, N\}$, $i = 1, 2, \dots, 5$, τυχαία επιλεγμένοι δείκτες διαφορετικοί μεταξύ τους και από το i . Προφανώς, προκειμένου να καταστούν εφαρμόσιμοι όλοι οι τελεστές μετάλλαξης, θα πρέπει να ισχύει $N > 5$.

Διασταύρωση

Μετά την μετάλλαξη, στο παραγόμενο διάνυσμα \mathbf{v}_i εφαρμόζεται ο τελεστής διασταύρωσης, παράγοντας ένα δοκιμαστικό διάνυσμα:

$$\mathbf{u}_i = (u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{in})^T,$$

ως ακολούθως:

$$u_{ij}(t+1) = \begin{cases} v_{ij}(t+1), & \text{αν } \mathcal{R} < CR \text{ ή } j = \mathcal{R}I(i), \\ x_{ij}(t), & \text{διαφορετικά,} \end{cases}$$

όπου $j = 1, 2, \dots, n$. Το \mathcal{R} είναι ένας τυχαίος αριθμός ομοιόμορφα κατανεμημένος στο $[0, 1]$ και το $C\mathcal{R} \in [0, 1]$ είναι μια σταθερά διασταύρωσης που δίνεται από τον χρήστη. Τέλος, το $\mathcal{RI}(i)$ είναι ένας δείκτης τυχαία επιλεγμένος από το σύνολο $\{1, 2, \dots, n\}$. Χρησιμοποιείται διαφορετική τιμή του \mathcal{R} για κάθε i και j , ενώ η χρήση του $\mathcal{RI}(i)$ εξασφαλίζει πως το δοκιμαστικό διάνυσμα \mathbf{u}_i θα κληρονομήσει τουλάχιστον μία από τις συνιστώσες του μεταλλαγμένου διανύσματος \mathbf{v}_i .

Επιλογή

Τέλος, το δοκιμαστικό διάνυσμα \mathbf{u}_i συγκρίνεται με το αρχικό άτομο \mathbf{x}_i και το καλύτερο μεταξύ τους εισάγεται στον πληθυσμό της επόμενης γενιάς:

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \begin{cases} \mathbf{u}_i(t+1), & \text{άν } C(\mathbf{u}_i(t+1)) < C(\mathbf{x}_i(t)), \\ \mathbf{x}_i(t), & \text{διαφορετικά.} \end{cases}$$

Προφανώς, ο DE δε χρησιμοποιεί ξεχωριστή μνήμη όπως η PSO, επειδή εκμεταλλεύεται απευθείας τα καλύτερα άτομα (τα οποία αντιστοιχούν στις καλύτερες θέσεις της PSO). Η ιδιότητα αυτή, καθιστά στον DE πιο *άπληστο* (greedy) αλγόριθμο από την PSO. Επίσης, δεν υπάρχει θεωρητική τεκμηρίωση για ευρέως αποδεκτά σύνολα παραμέτρων του αλγόριθμου. Στην βιβλιογραφία έχουν χρησιμοποιηθεί διάφορα σύνολα παραμέτρων (Epiritropakis, 2011), όμως η απόδοση τους εμφανίζεται έντονα εξαρτώμενη από τον τελεστή που χρησιμοποιείται καθώς και από το πρόβλημα. Μολαταύτα, αναμένεται ότι οι τελεστές μετάλλαξης που περιέχουν το καλύτερο άτομο του πληθυσμού θα είναι πιο αποδοτικοί στην τοπική αναζήτηση, ενώ αυτοί που χρησιμοποιούν τυχαία επιλεγμένα άτομα θα έχουν ισχυρότερες δυνατότητες για ευρύτερη εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5.

ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΚΑΙ ΘΕΜΑΤΑ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ

Στην παρούσα μελέτη, οι μεταβλητές απόφασης στο πρόβλημα βελτιστοποίησης που περιγράφεται στο Κεφάλαιο 2 είναι οι (ακέραιες) ποσότητες z_t^R και z_t^M των ανακατασκευασμένων και κατασκευασμένων προϊόντων, αντίστοιχα, ανά χρονική περίοδο. Οι υπόλοιπες παράμετροι του προβλήματος μπορούν να προκύψουν από αυτές τις τιμές όπως εξηγείται παρακάτω. Επομένως, για χρονικό ορίζοντα T χρονικών περιόδων το αντίστοιχο πρόβλημα βελτιστοποίησης θα έχει διάσταση $n = 2T$. Αν λάβουμε υπόψη την γενική μορφή, $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, των σωματιδίων της PSO ή ισοδύναμα των ατόμων του DE, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε την παρακάτω αναπαράσταση για τα διανύσματα απόφασης:

$$\begin{array}{cccccccc} x_1 & x_2 & x_3 & x_4 & \dots & x_{2T-1} & x_{2T} & \\ \Downarrow & \Downarrow & \Downarrow & \Downarrow & & \Downarrow & \Downarrow & \\ z_1^R & z_1^M & z_2^R & z_2^M & & z_T^R & z_T^M & \end{array} \quad (19)$$

Συνεπώς, κάθε σωματίδιο (στο εξής θα αναφερόμαστε μόνο σε σωματίδια της PSO υπονοώντας πως όλες οι έννοιες ισχύουν και για τα άτομα του DE) αποτελείται από ένα σύνολο τιμών των μεταβλητών απόφασης.

Ωστόσο, η εφαρμογή αλγορίθμων όπως η PSO και ο DE που είναι σχεδιασμένοι για πραγματικές τιμές, σε προβλήματα βελτιστοποίησης ακεραίων ή μεικτών-ακεραίων, απαιτεί κάποιες περαιτέρω τροποποιήσεις. Η πιο προφανής τροποποίηση που χρειάζεται είναι η σωστή αναπαράσταση των ακέραιων μεταβλητών με πραγματικές

τιμές. Παρότι στην βιβλιογραφία έχουν παρουσιαστεί ακέραιες εκδόσεις των δύο αλγορίθμων, συνήθως οδηγούν σε ριζικές μεταβολές των τελεστών τους ώστε οι αρχικές τους μορφές ουσιαστικά εγκαταλείπονται. Επιπλέον, πρόσφατες πειραματικές μελέτες σε παρεμφερή προβλήματα (Piperagkas, 2011, 2012), ανέδειξαν την δυνατότητα επίλυσης προβλημάτων τέτοιου είδους απλώς *στρογγυλοποιώντας* (rounding) τις πραγματικές τιμές στον κοντινότερο ακέραιο, όπου αυτό χρειάζεται.

Για τους παραπάνω λόγους, επιλέχθηκε να χρησιμοποιηθούν στην παρούσα μελέτη μόνο οι τυπικές εκδόσεις (πραγματικής αναπαράστασης) των PSO και DE. Έτσι, στον αλγόριθμο PSO τα σωματίδια υπολογίζουν θέσεις και ταχύτητες στον n -διάστατο πραγματικό χώρο. Όμως, στην αξιολόγησή τους με την αντικειμενική συνάρτηση (κόστος) της Σχέσης (1), κάθε συνιστώσα στρογγυλοποιείται στον κοντινότερο ακέραιο, δηλαδή:

$$C(x) = C(\bar{x}),$$

με:

$$\bar{x} = (\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n)^T, \quad \bar{x}_i = \lfloor x_i + 0.5 \rfloor, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

Αν το σωματίδιο επιτύχει καλύτερη τιμή από αυτή της καλύτερης θέσης του, τότε χρησιμοποιείται το στρογγυλοποιημένο διάνυσμα \bar{x} για την ανανέωση της καλύτερης θέσης. Με τον τρόπο αυτό, τα σωματίδια καθοδηγούνται από καλύτερες θέσεις ακεραίων τιμών, όπως θα έπρεπε άλλωστε να είναι η τελική λύση, χωρίς να μεταβάλλεται η δυναμική του αλγορίθμου. Πιθανή *στασιμότητα* (stagnation) αναζήτησης που μπορεί να προκύψει κατά την εκτέλεση της PSO, οφείλεται σε μικρές ταχύτητες που στρογγυλοποιούνται πάντα στον ίδιο ακέραιο και μπορεί να αντιμετωπιστεί με περιοδική επανεκκίνηση όλων των σωματιδίων και των καλύτερων θέσεων εκτός της ολικά καλύτερης. Σε αντίθεση με την PSO, ο DE διατηρεί μόνο τα στρογγυλοποιημένα διανύσματα στον πληθυσμό.

Για ένα δοθέν διάνυσμα απόφασης, οι παράμετροι γ_t^R και γ_t^M της Σχέσης (1) υπολογίζονται απευθείας από την Σχέση (2), ενώ οι y_t^R και y_t^M υπολογίζονται από την Σχέση (3). Με αυτό τον τρόπο γίνονται εξαρτώμενες από τις μεταβλητές απόφασης.

Με σκοπό να διατηρηθεί η ακεραιότητα του αρχικού μοντέλου και των αντίστοιχων περιορισμών που ορίζονται στις Σχέσεις (1) - (5), ορίσαμε ένα *τροποποιημένο μοντέλο*, το οποίο αποτελείται από το αρχικό μοντέλο της Σχέσης (1), ενώ οι περιορισμοί επαναπροσδιορίζονται ως εξής:

$$0 \leq x_t^R \leq \sum_{\tau=1}^t R_\tau, \quad 0 \leq x_t^M \leq \sum_{\tau=t}^T D_\tau, \quad \forall t = 1, 2, \dots, T. \quad (20)$$

Οι περιορισμοί χρησιμοποιούνται για να φράξουν τις μεταβλητές απόφασης, κατά συνέπεια και τα σωματίδια, εντός του χώρου αναζήτησής τους. Επιπρόσθετα, απαιτούνται οι παρακάτω περιορισμοί:

$$\sum_{t=1}^T (x_t^R + x_t^M) = \sum_{t=1}^T D_t, \quad (21)$$

$$\sum_{\tau=1}^t (x_\tau^R + x_\tau^M) \geq \sum_{\tau=1}^t D_\tau, \quad \forall t = 1, 2, \dots, T - 1, \quad (22)$$

$$\sum_{\tau=1}^t R_\tau \geq \sum_{\tau=1}^t x_\tau^R, \quad \forall t = 1, 2, \dots, T, \quad (23)$$

$$y_t^R, y_t^M \geq 0, \quad \forall t = 1, 2, \dots, T. \quad (24)$$

Το αρχικό μοντέλο της Σχέσης (1) μαζί με την αναπαράσταση της Σχέσης (19) και οι περιορισμοί των Σχέσεων (20) - (24), ορίζουν το τροποποιημένο μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε στην προσέγγισή μας. Συνολικά, το τροποποιημένο μοντέλο περιέχει $Q = 2T$ περιορισμούς και είναι πλήρως ισοδύναμο με το αρχικό.

Ένα άλλο ζήτημα που απαίτησε ειδική μεταχείριση ήταν η στρατηγική ο χειρισμός των περιορισμών ώστε να αποφευχθούν μη εφικτές λύσεις. Για τον σκοπό αυτό, χρησιμοποιήθηκε μια απλή αλλά αποτελεσματική *συνάρτηση ποινής* (penalty function), η οποία οδηγούσε τα σωματίδια προς τις εφικτές περιοχές του χώρου αναζήτησης βάζοντας ποινή στις μη εφικτές. Η συνάρτηση ποινής έχει την γενική μορφή:

$$\tilde{C}(x) = C(x) + \sum_{i=1}^Q |P_i(x)|, \quad (25)$$

όπου ο όρος ποινής $P_i(x)$ είναι το σύνολο της παραβίασης του i -οστού περιορισμού

από το διάνυσμα απόφασης x . Εκτός από την συνάρτηση ποινής, υιοθετήθηκε μια στρατηγική η οποία αποδείχτηκε επιτυχής σε προηγούμενες εργασίες (Piperagkas, 2011, 2012). Αποτελείται από τους ακόλουθους κανόνες που καθορίζουν ποιό είναι επιθυμητό μεταξύ δύο διανυσμάτων απόφασης:

- Αν και τα δύο διανύσματα είναι εφικτά, επιλέγεται αυτό με τη μικρότερη αντικειμενική τιμή.
- Αν και τα δύο διανύσματα είναι μη εφικτά, επιλέγεται αυτό με το μικρότερη ποινή.
- Μεταξύ ενός εφικτού διανύσματος και ενός μη εφικτού, επιλέγεται πάντα το εφικτό.

Οι κανόνες αυτοί, εφαρμόζονταν κάθε φορά που ένα σωματίδιο της PSO συγκρινόταν με την καλύτερη θέση του ή όταν ένα άτομο συγκρινόταν με το δοκιμαστικό διάνυσμα στον DE, με σκοπό να προωθηθεί η ένταξη εφικτών υποψηφίων λύσεων στον πληθυσμό. Θα πρέπει να υπογραμμιστεί πως ούτε η PSO ούτε ο DE απαιτούν την αρχικοποίηση του πληθυσμού τους με εφικτές λύσεις.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6.

ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

Οι αλγόριθμοι PSO και DE εφαρμόστηκαν στην σειρά προβλημάτων που χρησιμοποίησε ο Schulz (2011), η οποία αποτελεί μια εκτεταμένη έκδοση αυτής που χρησιμοποιήθηκε από τον Teunter (2006). Αποτελείται από μια πλήρη διάταξη διαφόρων περιπτώσεων προβλημάτων με κοινό χρονικό ορίζοντα $T=12$ χρονικών περιόδων. Τα κόστη εκκίνησης K^M και K^R καθώς και τα κόστη αποθήκευσης h^M και h^R λαμβάνουν τρεις διαφορετικές τιμές το καθένα. Η ζήτηση και η επιστροφή προέρχονται από κανονικές κατανομές με μεγάλη και μικρή απόκλιση. Η μέση τιμή της κατανομής της επιστροφής λαμβάνει επίσης τρεις διαφορετικές τιμές (ρυθμός επιστροφών). Η ακριβής διαμόρφωση των παραμέτρων των προβλημάτων δίνεται στον Πίνακα 1.

Περιγραφή Πραμέτρου	Τιμή
Κόστη εκκίνησης	$K^M, K^R \in \{200, 500, 2000\}$
Κόστος αποθήκευσης για τα έτοιμα προς παράδοση προϊόντα	$h^M = 1$
Κόστος αποθήκευσης για τα προς ανακατασκευή προϊόντα	$h^R \in \{0.2, 0.5, 0.8\}$
Ζήτηση για τη χρονική περίοδο t	$D_t \sim \mathcal{N}(\mu_D, \sigma_D^2), \mu_D = 100, \sigma_D^2 = 10\%, 20\%$ της μ_D (10% μικρή διακύμανση, 20% μεγάλη διακύμανση)
Επιστροφή για τη χρονική περίοδο t	$R_t \sim \mathcal{N}(\mu_R, \sigma_R^2), \mu_R = 30\%, 50\%, 70\%$ της $\mu_R, \sigma_R^2 = 10\%, 20\%$ της μ_R (10% μικρή διακύμανση, 20% μεγάλη διακύμανση)

Πίνακας 1. Τιμές των παραμέτρων για τα προβλήματα (Schulz 2011).

Για κάθε συγκεκριμένο συνδυασμό τιμών των παραμέτρων, παράγονται 20 διαφορετικά προβλήματα (Schulz, 2011). Συνολικά, χρησιμοποιήθηκαν οι 6480 διαφορετικές περιπτώσεις προβλημάτων του Schulz (2011) ώστε να καταστεί

ευκολότερη η σύγκριση με τον προσαρμοσμένο αλγόριθμο SM και τις βελτιωμένες εκδόσεις του. Η PSO εφαρμόστηκε με το τυπικό σύνολο παραμέτρων και lbest μοντέλο, μολονότι εξετάστηκε και το gbest μοντέλο, αλλά παρουσίαζε μειωμένη απόδοση.

Για τον DE, μία αρχική εκτίμηση των τιμών όλων των τελεστών και των παραμέτρων $F, CR \in \{0.3, 0.5, 0.7\}$ έδειξε ότι ο DE5 που ορίζεται από την Σχέση (18) με $F=0.5$ και $CR=0.3$ ήταν η πιο αποδοτική εκδοχή. Σημειώνεται ότι και οι δύο επιλεγμένες παραλλαγές των PSO και DE προωθούν περισσότερο την εξερεύνηση παρά την τοπική αναζήτηση. Αυτή ήταν μία πρόωρη αλλά σαφής ένδειξη ότι η επιτυχία των αλγορίθμων σχετίζεται με τις δυνατότητες εξερεύνησής τους. Όλες οι τιμές των παραμέτρων των PSO και DE συνοψίζονται στον Πίνακα 2.

Περιγραφή Παραμέτρου	Τιμή
Πλήθος πειραμάτων ανά πρόβλημα	30
Μέγεθος σμήνους	$N = 60$
Μέγιστο πλήθος συναρτησιακών υπολογισμών	10^8
Παράμετροι PSO	$\chi = 0.729, c_1 = c_2 = 2.05$
Μοντέλο PSO και τοπολογία γειτόνων	Μοντέλο lbest με τοπολογία δακτυλίου με ακτίνα $r = 1$ (εξετάστηκε και το μοντέλο gbest)
Συχνότητα επανεκκίνησης PSO	Κάθε 10^4 επαναλήψεις
Τελεστής DE και τιμές	DE1 – DE5, $F, CR \in \{0.3, 0.5, 0.7\}$ (εξετάστηκε) DE5, $F = 0.5$ και $CR = 0.3$ (επιλέχθηκε)

Πίνακας 2. Τιμές παραμέτρων για τους αλγορίθμους PSO και DE.

Για κάθε πρόβλημα, έγιναν 30 ανεξάρτητα πειράματα των PSO και DE, αθροίζοντας σε ένα σύνολο $6480 \times 30 = 194400$ ανεξάρτητων πειραμάτων για κάθε αλγόριθμο. Η βέλτιστη τιμή για κάθε στιγμιότυπο του προβλήματος ήταν γνωστή (υπολογισμένη με το CPLEX) και ο κύριος στόχος της βελτιστοποίησης ήταν να επιτύχουμε λύσεις με την μικρότερη δυνατή απόκλιση από την βέλτιστη. Οι αλγόριθμοι πάντα αρχικοποιούνταν με τυχαία ομοιόμορφα κατανομημένα σμήνη. Κάθε πείραμα τερματιζόταν εφόσον εντοπιζόταν η βέλτιστη λύση ή εξαντλούνταν το μέγιστο πλήθος συναρτησιακών υπολογισμών. Στην συνέχεια, καταγραφόταν το ποσοστό σφάλματος της τελικής λύσης και, μετά το πέρας των 30 πειραμάτων, το δείγμα των

τιμών αυτών αναλυόταν στατιστικά ως προς την μέση τιμή, την τυπική απόκλιση και την μέγιστη τιμή.

Τα στατιστικά αποτελέσματα που ελήφθησαν συγκρίθηκαν με τις αντίστοιχες τιμές που αναφέρονται στην μελέτη του Schulz (2011) για τις τέσσερις εκδόσεις του προσαρμοσμένου ευρετικού αλγορίθμου SM. Η πρώτη έκδοση αναφέρεται στον SM με τις επιλογές (α) μόνο κατασκευής ή (β) ανακατασκευής (και κατασκευή αν αυτό είναι απαραίτητο), την οποία συμβολίζουμε SM2. Η δεύτερη έκδοση αναφέρεται στον SM2 με πρόσθετες επιλογές (γ) πρώτα κατασκευής και μετά ανακατασκευής ή (δ) πρώτα ανακατασκευής και μετά κατασκευής, την οποία συμβολίζουμε SM4. Επιπλέον, οι συγκρίσεις περιλαμβάνουν και τις βελτιωμένες εκδόσεις, SM2+ και SM4+, οι οποίες προκύπτουν από τις προηγούμενες ελέγχοντας, επιπρόσθετα, αν οι λύσεις τους επιδέχονται κάποια από τις βελτιώσεις (i) να μπορούν να συνδυαστούν δύο διαδοχικά χρονικά παράθυρα ή (ii) να μπορεί να αυξηθεί μία παρτίδα ανακατασκευασμένων προϊόντων (Schulz 2011).

Όλα τα πειραματικά αποτελέσματα δίνονται στους Πίνακες 3 και 4. Συγκεκριμένα, ο Πίνακας 3 περιέχει τον μέσο όρο, την τυπική απόκλιση και τις μέγιστες τιμές του ποσοστού του σφάλματος για τις προαναφερθείσες παραλλαγές του αλγορίθμου SM καθώς και των PSO και DE. Το πρώτο μέρος του πίνακα αναφέρεται σε όλα τα προβλήματα και ακολουθείται από τρία μέρη που δίνουν τις αντίστοιχες τιμές στις ειδικές περιπτώσεις μικρών και μεγάλων τιμών διακύμανσης της ζήτησης, των επιστροφών, καθώς και για διαφορετικούς ρυθμούς επιστροφών. Ο Πίνακας 4 συμπληρώνει τα αποτελέσματα για διάφορες τιμές του κόστους εκκίνησης κατασκευής και ανακατασκευής, καθώς και για διάφορα κόστη αποθήκευσης των προς ανακατασκευή προϊόντων.

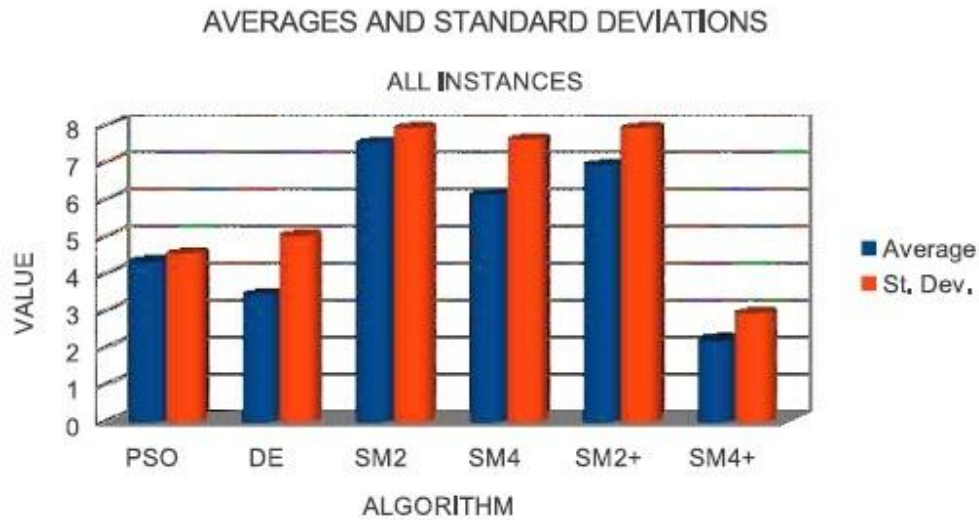
Μια πρώτη εξέταση των αποτελεσμάτων δείχνει ξεκάθαρα πως οι PSO και DE είναι πολύ ανταγωνιστικοί με τις παραλλαγές του SM όσο αφορά στο μέσο ποσοστιαίο σφάλμα και στην τυπική απόκλιση. Αυτό παρατηρείται επίσης στο Σχήμα 2, όπου οι μέσοι όροι και οι τυπικές αποκλίσεις απεικονίζονται γραφικά για όλους τους αλγορίθμους και όλα τα προβλήματα.

	Αλγόριθμος	Μέσος Όρος	Τυπική	
			Απόκλιση	Μέγιστο
Όλα τα προβλήματα	SM2	7.5%	7.9%	49.2%
	SM4	6.1%	7.6%	47.3%
	SM2+	6.9%	7.9%	49.2%
	SM4+	2.2%	2.9%	24.3%
	PSO	4.3%	4.5%	49.8%
	DE	3.4%	5.0%	39.2%
Ζήτηση Μικρή Απόκλιση	SM2	7.2%	7.9%	43.6%
	SM4	6.0%	7.6%	47.3%
	SM2+	6.6%	7.9%	43.5%
	SM4+	2.1%	2.8%	18.9%
	PSO	4.4%	4.6%	49.8%
	DE	3.4%	4.9%	33.3%
Μεγάλη Απόκλιση	SM2	7.8%	8.0%	49.2%
	SM4	6.1%	7.5%	43.9%
	SM2+	7.2%	8.0%	49.2%
	SM4+	2.4%	3.0%	24.3%
	PSO	4.1%	4.5%	48.3%
	DE	3.3%	5.1%	39.2%
Επιστροφές Μικρή Απόκλιση	SM2	7.3%	7.8%	47.2%
	SM4	6.1%	7.6%	47.3%
	SM2+	6.8%	7.8%	47.2%
	SM4+	2.2%	2.9%	21.1%
	PSO	4.3%	4.6%	46.7%
	DE	3.4%	4.9%	39.2%
Μεγάλη Απόκλιση	SM2	7.7%	8.0%	49.2%
	SM4	6.1%	7.5%	46.3%
	SM2+	7.1%	8.0%	49.2%
	SM4+	2.3%	2.9%	24.3%
	PSO	4.2%	4.5%	49.8%
	DE	3.4%	5.0%	33.3%
Ρυθμός Επιστροφών 30%	SM2	5.5%	5.5%	31.3%
	SM4	3.7%	4.5%	28.5%
	SM2+	4.9%	5.4%	31.3%
	SM4+	1.2%	1.8%	12.1%
	PSO	3.5%	3.1%	45.5%
	DE	3.3%	5.0%	28.2%
50%	SM2	8.5%	9.4%	40.1%
	SM4	7.3%	8.2%	41.8%
	SM2+	8.0%	9.3%	39.8%
	SM4+	2.3%	2.7%	16.2%
	PSO	4.1%	4.0%	34.0%
	DE	3.5%	5.2%	32.5%
70%	SM2	8.4%	8.0%	49.2%
	SM4	7.2%	8.7%	47.3%
	SM2+	8.0%	8.0%	49.2%
	SM4+	3.3%	3.5%	24.3%
	PSO	5.1%	5.9%	49.8%
	DE	3.3%	4.7%	39.2%

Πίνακας 3. Ποσοστό σφάλματος για όλα τα προβλήματα καθώς και για διαφορετικές αποκλίσεις της ζήτησης, των επιστροφών και του ρυθμού επιστροφών.

	Αλγόριθμος	Μέσος Όρος	Τυπική Απόκλιση	Μέγιστο	
K ^M	200	SM2	4.3%	4.5%	20.2%
		SM4	3.4%	3.6%	17.6%
		SM2+	3.5%	4.0%	20.2%
		SM4+	2.3%	2.6%	13.5%
		PSO	4.0%	3.1%	45.5%
	DE	3.3%	3.9%	24.4%	
	500	SM2	5.4%	5.2%	25.1%
		SM4	3.9%	3.9%	19.3%
		SM2+	4.8%	4.9%	23.7%
		SM4+	2.1%	2.5%	12.8%
		PSO	4.5%	4.1%	27.5%
	DE	2.4%	2.5%	16.0%	
	2000	SM2	12.8%	9.9%	49.2%
		SM4	10.9%	10.4%	47.3%
		SM2+	12.6%	9.9%	49.2%
SM4+		2.3%	3.4%	24.3%	
PSO		4.4%	5.9%	49.8%	
DE	4.4%	7.1%	39.2%		
K ^R	200	SM2	10.9%	9.1%	49.2%
		SM4	6.6%	7.8%	40.2%
		SM2+	10.0%	9.4%	49.2%
		SM4+	1.9%	2.1%	11.8%
		PSO	5.7%	5.5%	49.8%
	DE	3.8%	4.0%	24.4%	
	500	SM2	7.9%	6.6%	34.7%
		SM4	8.1%	8.2%	47.3%
		SM2+	7.3%	6.6%	34.7%
		SM4+	3.4%	3.2%	19.1%
		PSO	3.8%	4.1%	37.4%
	DE	1.9%	2.0%	12.6%	
	2000	SM2	3.7%	6.0%	29.4%
		SM4	3.5%	5.7%	25.7%
		SM2+	3.6%	5.9%	29.4%
SM4+		1.4%	2.9%	24.3%	
PSO		3.3%	3.5%	45.5%	
DE	4.4%	7.1%	39.2%		
h ^R	0.2	SM2	5.9%	8.0%	42.9%
		SM4	5.3%	8.0%	47.3%
		SM2+	5.8%	8.0%	42.9%
		SM4+	1.7%	2.5%	21.1%
		PSO	4.5%	5.2%	49.8%
	DE	3.0%	5.3%	35.6%	
	0.5	SM2	7.5%	7.7%	49.2%
		SM4	6.5%	7.6%	42.4%
		SM2+	7.0%	7.7%	49.2%
		SM4+	2.3%	3.0%	24.3%
		PSO	4.3%	4.5%	45.5%
	DE	3.3%	5.0%	39.2%	
	0.8	SM2	9.1%	7.7%	44.4%
		SM4	6.3%	7.0%	40.3%
		SM2+	8.1%	7.8%	44.4%
SM4+		2.8%	3.0%	20.6%	
PSO		4.0%	3.9%	42.9%	
DE	3.7%	4.5%	32.5%		

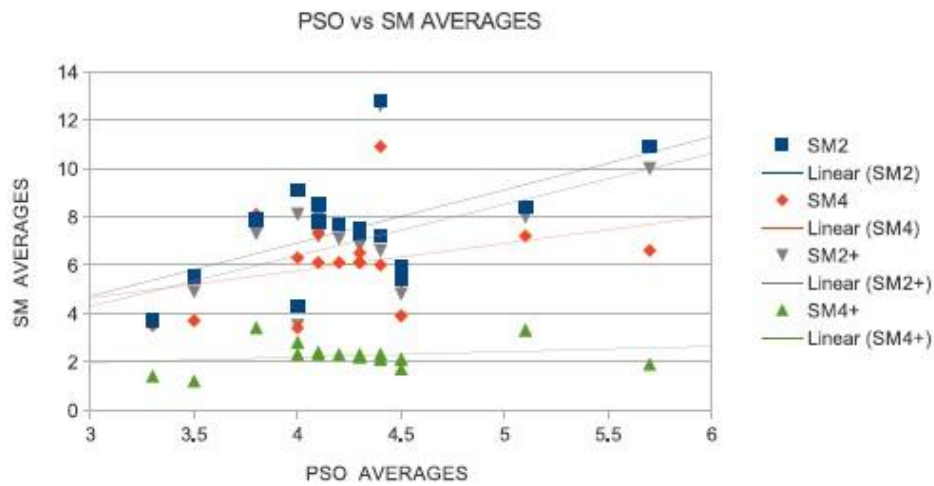
Πίνακας 4. Ποσοστό σφάλματος για διαφορετικές τιμές κόστους εκκίνησης και αποθηκευτικού κόστους.



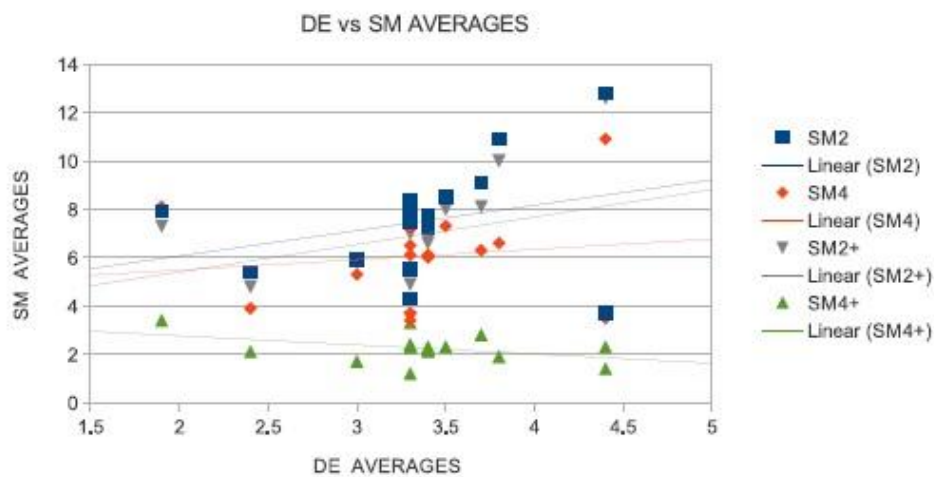
Σχήμα 2. Μέσοι όροι και τυπικές αποκλίσεις για όλα τα προβλήματα.

Πράγματι, σε όλες τις περιπτώσεις που αναφέρονται στον Πίνακα 3, οι αλγόριθμοι PSO και DE επιτυγχάνουν χαμηλότερη μέση απόκλιση από τις παραλλαγές του SM, με εξαίρεση την SM4+. Στην περίπτωση του Πίνακα 4, υπάρχουν επίσης μερικές εξαιρέσεις, με τον αλγόριθμο DE να επιτυγχάνει τον συνολικά καλύτερο μέσο όρο για τα προβλήματα με $K^R=500$. Ωστόσο, η γενική τάση των αποτελεσμάτων είναι συμβατή με τα υπόλοιπα.

Το Σχήμα 3 απεικονίζει το διάγραμμα διασποράς (scatter plot) και τις γραμμές τάσης (trend lines) για τους μέσους όρους της PSO (επάνω) και του DE (κάτω) σε συνδυασμό με τους αντίστοιχους μέσους όρους των παραλλαγών του SM, για όλες τις περιπτώσεις που αναφέρονται στους πίνακες. Αναμφίβολα, τα αποτελέσματα προσφέρουν ισχυρές ενδείξεις ότι οι PSO και DE μπορούν να θεωρηθούν ως ελπιδοφόρες εναλλακτικές για την επίλυση των εξεταζόμενων προβλημάτων.



(a)

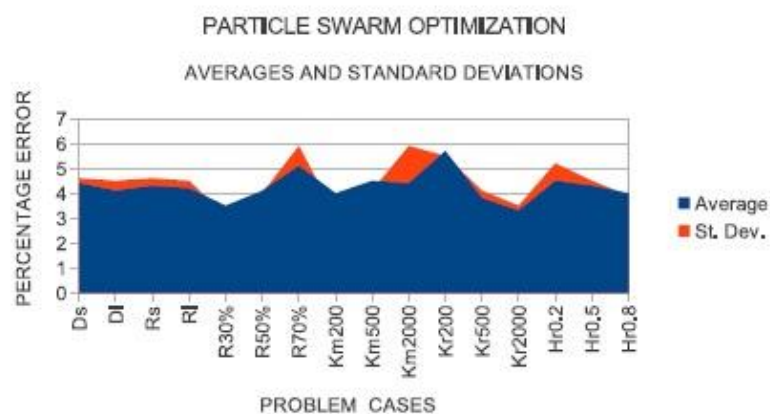


(b)

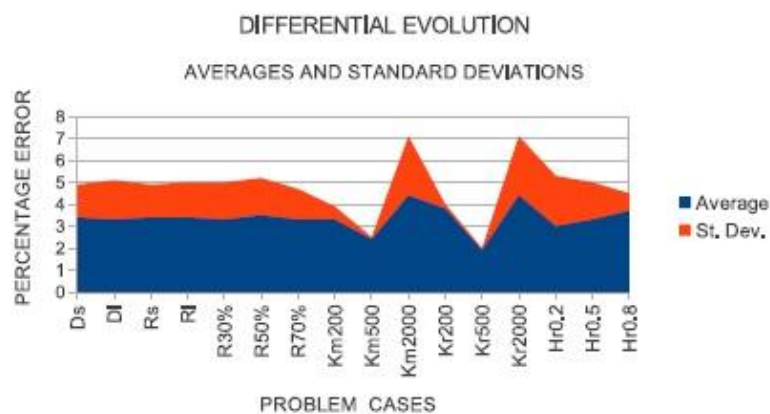
Σχήμα 3. Διάγραμμα διασποράς και γραμμές τάσης των μέσων όρων για (a) PSO και (b) DE, σε σύγκριση με τις παραλλαγές του SM.

Μεταξύ των PSO και DE, ο τελευταίος παρουσίασε καλύτερους μέσους όρους στις περισσότερες περιπτώσεις. Απεναντίας, οι παρατηρούμενες τυπικές αποκλίσεις της PSO βρίσκονταν πλησιέστερα προς τους αντίστοιχους μέσους όρους της, υποδεικνύοντας στιβαρότητα. Αυτό, φαίνεται και από τη γραφική απεικόνιση των μέσων όρων και τυπικών αποκλίσεων των αλγορίθμων στο Σχήμα 4, όπου μπορούμε

να δούμε καθαρά την επικάλυψη των δύο μεγεθών για την PSO και το αντίθετο για τον DE, για όλες τις περιπτώσεις δοκιμής. Στο Σχήμα 4, οι περιπτώσεις των μικρών και μεγάλων διακυμάνσεων της ζήτησης και των επιστροφών συμβολίζονται ως Ds, DI, Rs και RI, αντίστοιχα. Τα διαφορετικά ποσοστά επιστροφών συμβολίζονται ως R30%, R50% και R70%, ενώ οι διαφορετικές προπτώσεις για K^M και K^R συμβολίζονται ως Km200, Km500, Km2000, Kr200, Kr500 και Kr2000 αντίστοιχα. Τέλος, οι διαφορετικές τιμές του κόστους αποθήκευσης h^R , συμβολίζονται ως Hr0.2, Hr0.5 και Hr0.8.



(a)



(b)

Σχήμα 4. Γραφική απεικόνιση των μέσων όρων σε σύγκριση με τις τυπικές αποκλίσεις των (a) PSO και (b) DE, για όλα τα προβλήματα.

Αναφορικά με τις διαφορετικές περιπτώσεις δοκιμών, οι τιμές των K^M και K^R φάνηκαν να επηρεάζουν την σχετική απόδοση των αλγορίθμων περισσότερο από τις υπόλοιπες παραμέτρους. Πράγματι, οι PSO και DE παρουσίασαν τις μεγαλύτερες τυπικές τους αποκλίσεις για $K^M = 2000$. Αντιθέτως, οι διακυμάνσεις της ζήτησης και των επιστροφών, τα διαφορετικά ποσοστά επιστροφών, καθώς και οι τιμές του κόστους αποθήκευσης h^R , έδωσαν παρόμοιες σχετικές διατάξεις των αλγορίθμων ως προς την απόδοσή τους.

Σχετικά με την χρονική πολυπλοκότητα των αλγορίθμων, κυμαινόταν από μερικά δευτερόλεπτα (στις περιπτώσεις όπου η βέλτιστη λύση επετεύχθη) ως 2 με 3 λεπτά στις περιπτώσεις όπου το πλήθος των διαθέσιμων συναρτησιακών υπολογισμών εξαντλούνταν. Οι αναφερόμενοι χρόνοι είναι ενδεικτικοί, αφού εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από την υλοποίηση, τον εξοπλισμό και το υπολογιστικό φορτίο της μηχανής την στιγμή της εκτέλεσης. Στην περίπτωσή μας, δεν καταβλήθηκε προσπάθεια για την βελτιστοποίηση του χρόνου εκτέλεσης των αλγορίθμων. Όλοι οι χρόνοι αφορούν σε εκτέλεση σε Ubuntu linux servers με επεξεργαστές Intel Core i7, 8GB RAM, καταλαμβάνοντας όλους τους διαθέσιμους πυρήνες.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7.

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Μελετήσαμε την συμπεριφορά δύο πολύ δημοφιλών μεταερευτικών αλγορίθμων βελτιστοποίησης, των PSO και DE, στο πρόβλημα δυναμικού προσδιορισμού μεγέθους παρτίδας σε συστήματα αποθεμάτων με επιστροφή και ανακατασκευή προϊόντων. Και οι δύο αλγόριθμοι δοκιμάστηκαν σε ένα μεγάλο αριθμό προβλημάτων που έχουν χρησιμοποιηθεί σε σχετικές μελέτες. Η απόδοσή τους συγκρίθηκε με δύο παραλλαγές του προσαρμοσμένου αλγόριθμου SM, τις SM2 και SM4, καθώς και με τις πρόσφατα ενισχυμένες εκδόσεις τους, SM2+ και SM4+.

Προκαταρκτικά πειράματα προσδιόρισαν το καταλληλότερο μοντέλο των PSO και DE καθώς και τις παραμέτρους τους. Οι επιλεγθείσες εκδοχές των αλγορίθμων, οι οποίες είναι και οι δύο προσανατολισμένες στην ευρύτερη εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης, εφαρμόστηκαν εξαντλητικά στα δοκιμαστικά προβλήματα κατόπιν αναγκαίων τροποποιήσεων στην διαμόρφωση του αντίστοιχου προβλήματος βελτιστοποίησης αλλά και στην δομή τους. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι και οι δύο προσεγγίσεις μπορούν να θεωρηθούν σημαντικές εναλλακτικές μέθοδοι για την επίλυση τέτοιων προβλημάτων, επιβεβαιώνοντας την καλή απόδοση που είχε παρατηρηθεί σε παρόμοια προβλήματα.

Περαιτέρω μελέτη θα συμβάλλει στην ανάπτυξη πιο εξελιγμένων εκδόσεων των αλγορίθμων προκειμένου να ενισχυθεί περαιτέρω η απόδοση τους στον συγκεκριμένο τύπο προβλημάτων. Βελτίωση της απόδοσης θα μπορούσαν να προσφέρουν πιο εξειδικευμένοι τελεστές καθώς και η κατασκευή υβριδικών αλγοριθμικών σχημάτων.

ΑΝΑΦΟΡΕΣ

- [1] Back T., Fogel D. and Michalewicz Z. “Handbook of Evolutionary Computation”, New York: IOP Publishing and Oxford University Press, 1997.
- [2] Banks A., Vincent J. and Anyakoha C., “A review of particle swarm optimization”, Part I: background and development. *Natural Computing*, 6 (4), 467–484. 2007.
- [3] Banks A., Vincent J. and Anyakoha C., “A review of particle swarm optimization”, Part II: hybridisation, combinatorial, multicriteria and constrained optimization, and indicative applications. *Natural Computing*, 7 (1), 109–124, 2008.
- [4] Clerc M., “Particle Swarm Optimization”, ISTE Ltd, 2006.
- [5] Clerc M. and Kennedy J., “The Particle Swarm–Explosion, Stability, and Convergence in a Multidimensional Complex Space”, *IEEE Trans, Evol. Comput.*, 6 (1), 58–73, 2002.
- [6] Eberhart R.C. and Kennedy J., “A New Optimizer Using Particle Swarm Theory”, In: *Proceedings Sixth Symposium on Micro Machine and Human Science Piscataway, NJ: IEEE Service Center*, 39–43, 1995.
- [7] Engelbrecht A.P., “Fundamentals of Computational Swarm Intelligence”, Wiley, 2006.
- [8] Epitropakis M.G., et al., “Enhancing Differential Evolution Utilizing Proximity–Based Mutation Operators”, *IEEE Trans. Evol. Comput.*, 15 (1), 99–119, 2011.
- [9] Fleischmann M., et al., “Quantitative models for reverse logistics: A review”, *European Journal of Operational Research*, 103 (1), 1–17, 1997.
- [10] Golany B., Yang J. and Yu G., “Economic lot–sizing with remanufacturing options.” *IIE Transactions*, 33 (11), 995–1003, 2001.
- [11] Guide Jr V.D.R., Jayaraman V., and Srivastava R., “Production planning and control for remanufacturing: a state-of-the-art survey”, *Robotics and Computer Integrated Manufacturing*, 15 (3), 221–230 1999.

- [12] Kennedy J. and Eberhart R.C., “Swarm Intelligence”, Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [13] Li X., “Niching Without Niching Parameters: Particle Swarm Optimization Using a Ring Topology”, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 14 (1), 150–169, 2010.
- [14] Parsopoulos K.E. and Vrahatis M.N., “Recent Approaches to Global Optimization Problems Through Particle Swarm Optimization”, *Natural Computing*, 1 (2–3), 235–306, 2002.
- [15] Parsopoulos K.E. and Vrahatis M.N., “Particle Swarm Optimization and Intelligence: Advances and Applications”, Information Science Publishing (IGI Global), 2010.
- [16] Pineyro P. and Viera O., “Inventory policies for the economic lot–sizing problem with remanufacturing and final disposal options”, *Journal of Industrial and Management Optimization*, 5 (2), 217–238, 2009.
- [17] Piperagkas G.S., et al., “Solving the Stochastic Dynamic Lot–Sizing Problem Through Nature–Inspired Heuristics”, *Computers & Operations Research*, 39 (7), 1555–1565, 2012.
- [18] Piperagkas G.S., et al., “Applying PSO and DE on Multi–Item Inventory Problem with Supplier Selection”, In: *The 9th Metaheuristics International Conference (MIC 2011)*, Udine, Italy, 359–368, 2011.
- [19] Richter K. and Sombrutzki M., “Remanufacturing planning for the reverse Wagner/Whitin models”, *European Journal of Operational Research*, 121 (2), 304–315, 2000.
- [20] Schulz T., “A New Silver–Meal Based Heuristic for the Single–Item Dynamic Lot Sizing Problem with Returns and Remanufacturing”, *International Journal of Production Research*, 49 (9), 2519–2533, 2011.
- [21] Silver E.A and Meal H.C., “A heuristic for selecting lot size requirements for the case of a deterministic time-varying demand rate and discrete-opportunities for replenishment”, *Production and Inventory Management* 14(2), 64-74, 1973.
- [22] Storn R. and Price K., “Differential Evolution–A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces”, *J. Global Optimization*, 11, 341–359, 1997.
- [23] Suganthan P.N., “Particle Swarm Optimizer with Neighborhood Operator”, In: *Proc.IEEE Congr. Evol. Comput.*, Washington, D.C., USA, 1958–1961, 1999.
- [24] Teunter R.H., Bayindir Z.P. and Van den Heuvel W., “Dynamic Lot Sizing with Product Returns and Remanufacturing”, *International Journal of Production Research*, 44 (20), 4377–4400, 2006.

[25] Thierry M.C., et al., “Strategic issues in product recovery management”, *California Management Review*, 37 (2), 114–135, 1995.

[26] Trelea I.C., “The Particle Swarm Optimization Algorithm: Convergence Analysis and Parameter Selection”, *Information Processing Letters*, 85, 317–325, 2003.

[27] Voglis C., et al., “MEMPSODE: A Global Optimization Software Based on Hybridization of Population–Based Algorithms and Local Searches” *Computer Physics Communications*, 183 (5), 1139–1154, 2012.

[28] Wagner H.M. and Whitin T.M., “Dynamic version of the economic lot size model”, *Management Science*, 5 (1), 88–96, 1958.

[29] Yang J., Golany B. and Yu G., “A concave–cost production planning problem with remanufacturing options”, *Naval Research Logistics*, 52 (5), 443–458, 2005.

ΔΗΜΟΣΙΕΥΣΕΙΣ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ

Moustaki E., Parsopoulos K., Konstantaras I. and Skouri K., “Metaheuristic optimization for single item dynamic lot sizing problems with returns and remanufacturing”, *International Journal of Production Research*, Submitted, 2012.

ΣΥΝΤΟΜΟ ΒΙΟΓΡΑΦΙΚΟ

Η Ειρήνη Μουστάκη γεννήθηκε στην Πάτρα στις 27 Μαΐου 1987. Αποφοίτησε τον Οκτώβριο του 2010 από το Τμήμα Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων, με θέμα πτυχιακής εργασίας “Αυτοματοποιημένη Βελτίωση Σχεδίασης Βασισμένη στην Αρχή Διαχωρισμού Διεπαφών”. Συνέχισε τις μεταπτυχιακές της σπουδές στο ίδιο Τμήμα με θέμα μεταπτυχιακής εργασίας “Μεταερευνητικοί Αλγόριθμοι Βελτιστοποίησης για τον Προσδιορισμό Στρατηγικών Παραγωγής σε Συστήματα Αποθεμάτων με Ανακατασκευή Προϊόντων”.

