

ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ



Διπλωματική Εργασία

**Βελτιστοποιημένος χρονοπρογραμματισμός
επιχειρηματικών διαδικασιών με χρήση τεχνικών
τεχνητής νοημοσύνης**

Βανδουλάκης Γιάννης

Επιβλέπων καθηγητής:

Δουλάμης Αναστάσιος

Χανιά, 2011

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ.....	3
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	5
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΥ ΕΡΓΑΣΙΩΝ	
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	7
1.2 ΜΟΝΤΕΛΑ ΧΡΟΝΙΚΟΥ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΥ ΕΡΓΑΣΙΩΝ	8
1.2.1 Γενικό μοντέλο	8
1.2.2 Διαφορετικές εκδοχές γενικού μοντέλου.....	9
1.3 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΕΠΙΛΥΣΗΣ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ	
ΧΡΟΝΟΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΥ ΕΡΓΑΣΙΩΝ	11
1.4 ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	14
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 ΓΕΝΕΤΙΚΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΣΤΟΝ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟ	
ΕΡΓΑΣΙΩΝ	
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	15
2.1 ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ	15
2.2 ΒΑΣΙΚΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ	17
2.2.1 Γενετική Αναπαράσταση Χρωμοσώματος	17
2.2.2 Αρχικοποίηση Πληθυσμού	18
2.2.3 Επιλογή	18
2.2.3.1 Μέθοδος Σχισμών Ρουλέτας.....	18
2.2.3.2 Επιλογή κατάταξης	19
2.2.3.3 Επιλογή βάσει του μέσου όρου.....	19
2.2.4 Διασταύρωση	19
2.2.5 Μετάλλαξη.....	20
2.2.6 Συνάρτηση Καταλληλότητας.....	21
2.2.7 Κριτήρια τερματισμού	21

2.3 ΠΛΗΘΥΣΜΟΣ ΚΑΙ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑ ΜΕΤΑΛΛΑΞΗΣ.....	22
2.3.1 Μέγεθος πληθυσμού γενετικού αλγόριθμου.....	23
2.3.2 Πιθανότητα Μετάλλαξης.....	27
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΣΜΗΝΟΥΣ ΣΩΜΑΤΙΔΙΩΝ	
ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	33
3.1 Ο ΚΛΑΣΙΚΟΣ PSO.....	34
3.1.1 Ο αλγόριθμος PSO.....	34
3.1.2 Μαθηματική αναπαράσταση.....	35
3.2 ΕΠΙΔΡΑΣΗ ΒΑΡΟΥΣ ΑΔΡΑΝΕΙΑΣ.....	37
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	
ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	39
4.1 ΠΡΟΒΛΗΜΑ JOB SHOP ME 3 ΕΡΓΑΣΙΕΣ.....	39
4.1.1 Γενετικός αλγόριθμος με Roulette Wheel Selection.....	40
4.1.2 Γενετικός αλγόριθμος με Better than Mean Selection.....	44
4.1.3 Αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων	45
4.1.4 Συγκεντρωτικά αποτελέσματα.....	47
4.2 ΠΡΟΒΛΗΜΑ JOB SHOP ME 10 ΕΡΓΑΣΙΕΣ.....	50
4.2.1 Γενετικός αλγόριθμος με Roulette Wheel Selection.....	52
4.2.2 Γενετικός αλγόριθμος με Better than Mean Selection.....	54
4.1.3 Αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων	57
4.2.3 Συγκεντρωτικά Αποτελέσματα.....	59
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	
5.1 ΓΕΝΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	63
5.2 ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ.....	64
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	66

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Το πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού έργων είναι ένα ευρέως γνωστό πρόβλημα προγραμματισμού στον τομέα της βιομηχανίας. Ένα κλασσικό πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού έργων (Job Shop Scheduling Problem, JSSP) αποτελείται από ένα σύνολο διαδικασιών οι οποίες πρέπει να υλοποιηθούν από ένα γνωστό σύνολο πόρων και οι οποίες έχουν γνωστούς χρόνους επεξεργασίας. Ένα χρονοπρόγραμμα (schedule) είναι ένα ολοκληρωμένο σύνολο διαδικασιών που απαιτούνται για την περάτωση μίας εργασίας, οι οποίες πρέπει να υλοποιηθούν σε διαφορετικούς πόρους. Επιπροσθέτως, η διαδικασία αυτή πρέπει να ικανοποιεί δύο περιορισμούς όπως (α) δεν γίνεται να υλοποιούνται πάνω από μία διαδικασίες την ίδια χρονική στιγμή και (β) κανένας πόρος δεν μπορεί να υλοποιεί παραπάνω από μία διαδικασία ταυτόχρονα. Οι αντικειμενικές συναρτήσεις που συνήθως λαμβάνονται υπόψη στα προβλήματα χρονοπρογραμματισμού έργων είναι η ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου περάτωσης του έργου, η βραδύτητα των διαδικασιών, κ.α. Στην παρούσα έρευνα λαμβάνεται υπόψη ο χρόνος περάτωσης του έργου ως αντικειμενική συνάρτηση (makespan), που υπολογίζεται από την έναρξη της πρώτης εργασίας και το τέλος τη τελευταίας εργασίας.

Τα τελευταία χρόνια έχουν δημοσιευθεί πολλές έρευνες με στόχο τη λύση του JSSP με τη χρήση γενετικών αλγόριθμων, ή υβριδικών μεθόδων που χρησιμοποιούν γενετικούς αλγόριθμους. Στην έρευνα αυτή, σε πρώτη φάση αναπτύχθηκε ένας άπληστος αλγόριθμος για την ανάθεση των δραστηριοτήτων στους πόρους. Κατόπιν εφαρμόστηκε γενετικός αλγόριθμος ο οποίος χρησιμοποίησε τον άπληστο αλγόριθμο για την ανάθεση των διαδικασιών. Στη συνέχεια εφαρμόστηκε ένας υποσχόμενος αλγόριθμος με σχετικά λίγη αναφορά στη βιβλιογραφία για τα προβλήματα χρονοπρογραμματισμού έργων: ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΥ ΕΡΓΑΣΙΩΝ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τα τελευταία χρόνια μεγάλο ποσοστό έρευνας έχει επικεντρωθεί στο πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού εργασιών (job-shop scheduling problem, JSSP), ένα από τα πιο δύσκολα συνδυαστικά προβλήματα που έχουν ποτέ διατυπωθεί, με αποτέλεσμα την ύπαρξη πολλών διαφορετικών προσεγγίσεων του διαδεδομένου αυτού προβλήματος. Ο σκοπός του κεφαλαίου είναι να αναλύσει το πρόβλημα αυτό και να παρουσιάσει τις διάφορες τεχνικές επίλυσής του.

Στην ιεραρχία λήψης αποφάσεων κατά τον προγραμματισμό και έλεγχο των συστημάτων παραγωγής ο λεπτομερής χρονοπρογραμματισμός αποτελεί το τελικό στάδιο πριν την έναρξη της παραγωγικής διαδικασίας. Στο σημερινό ανταγωνιστικό περιβάλλον της αγοράς, ο αποτελεσματικός προγραμματισμός εργασιών είναι σημαντικός παράγοντας στην επιβίωση μιας επιχείρησης και ταυτόχρονα αποτελεί ένα πολυσύνθετο πρόβλημα. Η έννοια του όρου του χρονοπρογραμματισμού περιλαμβάνει τη διαδικασία ανάθεσης των επιμέρους εργασιών σε συγκεκριμένα κέντρα κατεργασίας, καθώς και τον καθορισμό της σειράς με την οποία θα εκτελεστούν σε αυτά, λαμβάνοντας υπόψη τους χρονικούς περιορισμούς που υπάρχουν.

Γενικά ο αντικειμενικός σκοπός του χρονοπρογραμματισμού είναι η εξυπηρέτηση αντικρουόμενων στόχων, όπως η αποδοτική εκμετάλλευση των πόρων με ταυτόχρονη μείωση του χρόνου παράδοσης των παραγγελιών ή μείωση του κόστους.

Το πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού εργασιών (JSSP) ερευνάται για περισσότερα από 50 χρόνια τόσο από ακαδημαϊκούς όσο και από τον βιομηχανικό τομέα. Θεωρείται ως μία από τις πιο δύσκολες κατηγορίες προβλημάτων συνδυαστικής βελτιστοποίησης. Το 1996 (Garey, Johnson and Sethi) αποδείχθηκε ότι το JSSP ανήκει στην κλάση των NP-hard προβλημάτων.

Οι πόροι και οι διεργασίες στα προβλήματα χρονοπρογραμματισμού μπορούν να έχουν πολλές μορφές: Οι πόροι (resources) μπορούν να είναι μηχανές σε ένα εργαστήριο, διάδρομοι σε έναν αερολιμένα, εργάτες σε ένα έργο, μονάδες επεξεργασίας σε ένα υπολογιστικό περιβάλλον κτλ. Οι διεργασίες (tasks) μπορεί να είναι λειτουργίες σε μια διαδικασία παραγωγής, απογειώσεις και προσγειώσεις σε ένα αεροδρόμιο, στάδια σε ένα έργο κατασκευής, εκτελέσεις των προγραμμάτων υπολογιστών κτλ. Κάθε στόχος μπορεί να έχει διαφορετικό επίπεδο προτεραιότητας, συγκεκριμένο χρόνο έναρξης και χρόνο παράδοσης. Οι στόχοι (objectives) μπορούν επίσης να λάβουν πολλές μορφές. Ένας πιθανός στόχος είναι η ελαχιστοποίηση του χρόνου ολοκλήρωσης της τελευταίας εργασίας.

1.2 ΜΟΝΤΕΛΑ ΧΡΟΝΙΚΟΥ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΥ ΕΡΓΑΣΙΩΝ

Από το 1963 οι περισσότερες έρευνες επικεντρώνονται σε δύο παράγοντες του προβλήματος JSSP: στη μοντελοποίησή του και στους αλγόριθμους που απαιτούνται για τη λύση του. Στην ενότητα αυτή παρουσιάζεται το γενικό μοντέλο όπως αυτό ορίστηκε στην αρχική του μορφή αλλά και οι διάφορες εκδοχές του που έχουν εντοπιστεί στη βιβλιογραφία μέχρι σήμερα (Fan and Zhang 2010).

1.2.1 Γενικό μοντέλο

Γενικά, το πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών περιγράφεται ως εξής: Υπάρχουν n διαφορετικές εργασίες $\{job_1, job_2, \dots, job_n\}$ και m διαφορετικές μηχανές (πόροι) $\{M_1, M_2, \dots, M_n\}$. Κάθε εργασία αποτελείται από ένα σύνολο διαδικασιών, όπου κάθε διαδικασία απαιτεί έναν διαφορετικό πόρο. Όλες οι διαδικασίες κάθε εργασίας πραγματοποιούνται σε μία προκαθορισμένη σειρά επεξεργασίας, ενώ για κάθε διαδικασία είναι γνωστοί οι χρόνοι επεξεργασίας της. Ο στόχος είναι η ελαχιστοποίηση του μέγιστου απαιτούμενου χρόνου επεξεργασίας όλων των διαδικασιών. Ο απαιτούμενος πόρος και ο χρόνος επεξεργασίας χαρακτηρίζουν κάθε διαδικασία. Υπάρχουν κάποιοι περιορισμοί αναφορικά με τις εργασίες και τους πόρους:

- Μία εργασία ποτέ δεν επισκέπτεται τον ίδιο πόρο δύο φορές.
- Δεν υπάρχει κανένας περιορισμός προτεραιότητας μεταξύ διαδικασιών διαφορετικών εργασιών.

- Οι διαδικασίες είναι μη διακοπτόμενες.
- Κάθε πόρος μπορεί να επεξεργαστεί μόνο μία εργασία κάθε φορά και μόνο εάν ο απαιτούμενος πόρος είναι διαθέσιμος μπορεί να επεξεργαστεί τη νέα διαδικασία.
- Δεν καθορίζονται προθεσμίες.

1.2.2 Διαφορετικές εκδοχές γενικού μοντέλου

Βασιζόμενοι στο γενικό αυτό μοντέλο του JSSP προβλήματος οι ερευνητές έχουν προτείνει αρκετές παραλλαγές του μοντέλου για λόγους ρεαλισμού, για να μπορούν δηλαδή να απεικονίσουν με μεγαλύτερη αξιοπιστία τις πραγματικές συνθήκες του περιβάλλοντος του προβλήματος. Κάνοντας μία αναδρομή στις πλέον πρόσφατες έρευνες είναι εφικτή η ακόλουθη κατηγοριοποίηση:

1. Ανάθεση εργασιών

A) Χρόνος έναρξης εργασιών. Στο γενικό μοντέλο που παρουσιάστηκε, ο χρόνος έναρξης εργασιών είναι 0, κάτι που δεν ανταποκρίνεται στις πραγματικές συνθήκες μίας γραμμής παραγωγής. Για το λόγο αυτό πολλοί ερευνητές ορίζουν ότι για να επεξεργαστεί κάθε εργασία από οποιονδήποτε πόρο απαιτείται η παρέλευση ενός μη αρνητικού αριθμού. Το μέγεθος αυτό συνήθως αναφέρεται ως χρόνος απελευθέρωσης του πόρου (release time), ο οποίος σημαίνει είτε το χρόνο προετοιμασίας του πόρου είτε χρόνος που απαιτείται για να αποδεσμευτεί ο πόρος από την τελευταία εργασία που επεξεργάστηκε.

B) Οι εργασίες έχουν συγκεκριμένες προθεσμίες. Το γενικό μοντέλο δεν συνεκτιμά τις προθεσμίες των εργασιών. Παρόλα αυτά, στην πραγματικότητα συνήθως οι εργασίες πρέπει να έχουν ολοκληρωθεί πριν από κάποια προθεσμία.

Γ) Οι εργασίες έχουν διαφορετικές προτεραιότητες. Δεν υπάρχουν περιορισμοί προτεραιότητας μεταξύ διαδικασιών διαφορετικών εργασιών στο γενικό μοντέλο, ενώ συνήθως στην πράξη οι εργασίες μεταξύ τους έχουν διαφορετική προτεραιότητα. Αυτό συνίσταται σε δύο παράγοντες: ο πρώτος αφορά στην σειρά των απαιτητικών εργασιών. Για παράδειγμα, οι προτεραιότητες σημαντικών ή επειγουσών εργασιών πρέπει να είναι υψηλές. Ο δεύτερος αφορά στον περιορισμό της σειράς επεξεργασίας. Λαμβάνοντας τους δύο παραπάνω περιορισμούς υπόψη, μπορεί να υπάρχει σύστημα όπου μερικές εργασίες έχουν ίδιες προτεραιότητες κι έτσι μπορούν παράλληλα να

επεξεργαστούν, ή να έχουν όλες οι εργασίες διαφορετικές μεταξύ τους προτεραιότητες, σχηματίζοντας έτσι ένα σύστημα με σειρά προτεραιότητας.

Δ) Οι χρόνοι επεξεργασίας δεν είναι προκαθορισμένοι όπως στο γενικό μοντέλο καθώς αυτό είναι αδύνατο στον πραγματικό κόσμο. Έτσι, έχουν μελετηθεί προβλήματα JSSP για τα οποία ο χρόνος επεξεργασίας είναι ασαφής, ή προβλήματα όπου ο χρόνος επεξεργασίας είναι συνάρτηση του -μη αρνητικού- χρόνου εγκατάστασης/προετοιμασίας της μηχανής.

2. Ανάθεση στους πόρους

Α) Ο αριθμός πόρων είναι σταθερός. Στον ορισμό του γενικού μοντέλου του JSSP υπάρχουν m πόροι. Προφανώς, υπάρχουν αρκετές παραλλαγές του μοντέλου όσον αφορά τον αριθμό πόρων του συστήματος κι έτσι υπάρχει μελέτη για τον προγραμματισμό ενός πόρου, δύο πόρων κ.ο.κ..

Β) Ο χρόνος προετοιμασίας του πόρου είναι μηδενικός στο γενικό μοντέλο κι έτσι όλοι οι πόροι είναι διαθέσιμοι όταν υπάρχει άφιξη εργασίας. Σε πραγματικές συνθήκες όμως συνήθως απαιτείται κάποιος χρόνος προετοιμασίας της μηχανής.

Γ) Οι πόροι μπορεί να είναι ελαττωματικοί ή να καταρρεύσουν. Στην θεωρία προγραμματισμού το βασικό μοντέλο υποθέτει ότι ένας σταθερός αριθμός πόρων είναι συνεχώς διαθέσιμος καθ' όλη τη διάρκεια της επεξεργασίας των εργασιών. Παρόλο που κάτι τέτοιο δεν είναι απίθανο, πρέπει κανείς να συνεκτιμήσει κάποιες λειτουργίες συντήρησης ή κατάρρευσης του πόρου.

3. Επεξεργασία μεταξύ πόρου και εργασίας

Α) Στο γενικό μοντέλο η επεξεργασία μία διαδικασίας είναι μη διακοπτόμενη, λαμβάνοντας όμως υπόψη τους προηγούμενους περιορισμούς για τις προθεσμίες ή για το επείγον μιας εργασίας είναι προφανές ότι το πρόβλημα στο οποίο υπάρχει δυνατότητα διακοπής της επεξεργασίας μία διαδικασίας είναι πιο ρεαλιστικό από εκείνο στο οποίο δεν υπάρχει.

4. Δείκτες απόδοσης /Αντικειμενικές συναρτήσεις

Α) Αντικειμενική συνάρτηση που βασίζεται στις προθεσμίες. Περιλαμβάνει την ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης επεξεργασίας των εργασιών, τον

αριθμό των εργασιών που καθυστέρησαν, τη μέγιστη βραδύτητα, τη μέση βραδύτητα, κ.α.

Β) Αντικειμενική συνάρτηση που βασίζεται στο χρόνο περάτωσης των εργασιών. Περιλαμβάνει την ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου επεξεργασίας, τον συνολικό χρόνο επεξεργασίας ή το μέσο χρόνο επεξεργασίας.

Γ) Δείκτης απόδοσης βασισμένος στο κόστος. Ελαχιστοποίηση μέγιστου κόστους, ή του μέγιστου κόστους καθυστέρησης κ.α.

Παρακάτω γίνεται αναφορά στις διάφορες κατηγορίες μεθόδων που έχουν αναπτυχθεί μέχρι σήμερα.

1.3 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΕΠΙΛΥΣΗΣ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ ΧΡΟΝΟΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΥ ΕΡΓΑΣΙΩΝ

Η μέθοδος λύσης ενός προβλήματος προγραμματισμού λέγεται αλγόριθμος βελτιστοποίησης προγραμματισμού και κατηγοριοποιείται σε ακριβείς και προσεγγιστικούς αλγόριθμους. Οι μέθοδοι χρονοπρογραμματισμού διακρίνονται βάσει της διαδικασίας αναζήτησης λύσεων που ακολουθεί ο αλγόριθμός τους. Γενικά, οι μέθοδοι επίλυσης προβλημάτων διακρίνονται σε δύο βασικές κατηγορίες (Jain and Meeran 1999): τις αναλυτικές μεθόδους βελτιστοποίησης και τις προσεγγιστικές μεθόδους. Στο Σχήμα 1 δίνεται η κατηγοριοποίηση των αλγορίθμων βελτιστοποίησης των JSSP προβλημάτων.

Οι αναλυτικοί αλγόριθμοι περιλαμβάνουν την αναλυτική μέθοδο και την αριθμητική μέθοδο, ενώ οι προσεγγιστικοί αλγόριθμοι περιλαμβάνουν constructive method, τοπική αναζήτηση και τεχνητή νοημοσύνη. Πιο συγκεκριμένα:

1. Αναλυτική μέθοδος

Περιλαμβάνει τους αλγόριθμους Moore και Johnson μεταξύ άλλων. Οι δύο αυτοί αλγόριθμοι έχουν μελετηθεί σπάνια στο παρελθόν διότι μπορούν να εφαρμοστούν μόνο σε απλά προβλήματα προγραμματισμού μικρής κλίμακας ενώ οι ερευνητές εδώ και χρόνια μελετούν καταστάσεις που ανταποκρίνονται περισσότερο στην πραγματικότητα.

2. Αριθμητική μέθοδος

Η μέθοδος αυτή είναι επίσης κατάλληλη περισσότερο για μικρής κλίμακας προβλήματα, αντιμετωπίζοντας δυσκολίες στη λύση πιο πολύπλοκων προβλημάτων. Η μέθοδος Branch and bound (διακλάδωση και οριοθέτηση) ανήκει σε αυτήν την κατηγορία. Άλλες μέθοδοι είναι ακέραιος προγραμματισμός, μικτός ακέραιος προγραμματισμός κ.α.

3. *Constructive Method*

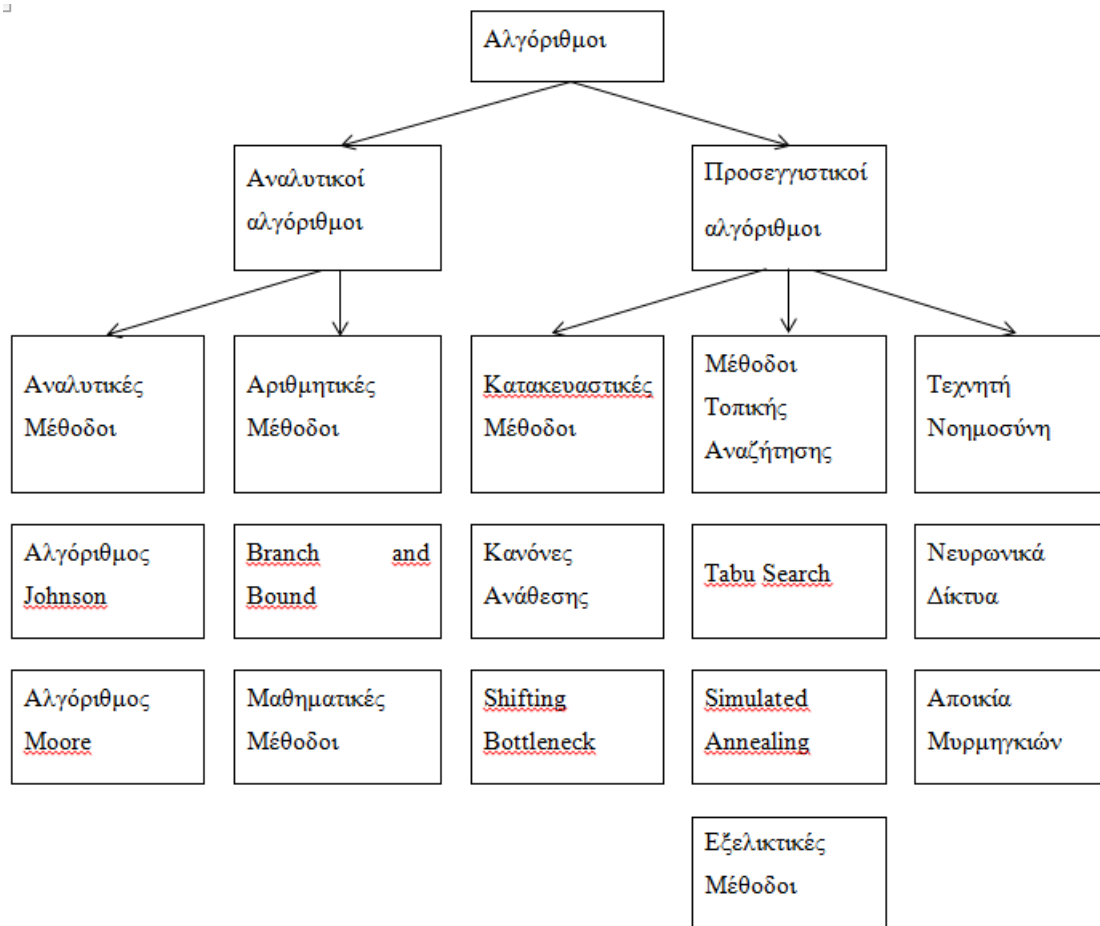
Η μέθοδος αυτή μπορεί να λύσει προβλήματα γρήγορα, αλλά η ποιότητα της λύσης είναι σχετικά χαμηλή γενικότερα. Παρόλα αυτά, είναι σημαντικά καλύτερη συγκριτικά με τις προηγούμενες μεθόδους όσον αφορά στη λύση προβλημάτων JSSP μεγάλης κλίμακας. Στη μέθοδο αυτή συγκαταλέγονται οι κανόνες διεκπεραίωσης προτεραιότητας (dispatching rules), η μέθοδος bottleneck (bottleneck based heuristics, όπως Shifting Bottleneck Procedure), αλγόριθμος εισαγωγής (insertion algorithm) κ.α. Για όλες τις παραπάνω μεθόδους έχει εκδηλωθεί μεγάλο ενδιαφέρον από μέρους των ερευνητών.

4. *Μέθοδοι Τοπικής Αναζήτησης*

Η ποιότητα λύσης αυτών των μεθόδων είναι συνήθως καλύτερη από αυτή της τελευταίας μεθόδου που παρουσιάστηκε αλλά ο απαιτούμενος χρόνος υπολογισμού είναι μεγαλύτερος. Στην κατηγορία αυτή ανήκουν μέθοδοι όπως αναζήτηση Taboo, Simulated Annealing, Evolutionary Computation (Genetic Algorithms, Particle Swarm Optimization κ.α.). Οι μέθοδοι αυτές ελκύουν το ενδιαφέρον των περισσότερων ερευνητών τα τελευταία χρόνια κι έτσι οι έρευνες που χρησιμοποιούν αυτές τις μεθόδους είναι σημαντικά περισσότερες από ότι τις προηγούμενες.

5. *Τεχνητή Νοημοσύνη*

Η κατηγορία αυτή περιλαμβάνει μεθόδους όπως νευρωνικά δίκτυα, βελτιστοποίηση αποικίας μυρμηγκιών (Ant Colony Optimization, ACO), Immune Algorithm (IA), Expert Systems κ.α.. Κυρίως οι μέθοδοι ACO και IA, οι οποίες εμφανίστηκαν πιο πρόσφατα από τις υπόλοιπες, λαμβάνουν αυξημένη προσοχή από τους ερευνητές.



Σχήμα 1.1: Κατηγοριοποίηση μεθόδων χρονοπρογραμματισμού

Συνοπτικά, οι αναλυτικές μέθοδοι εγγυώνται την εύρεση μίας λύσης εφόσον βέβαια αυτή υπάρχει. Στην αντίθετη περίπτωση που δεν υπάρχει μία εφικτή λύση, συνήθως παρέχουν κάποια ένδειξη για την ύπαρξή της. Γενικά, οι μέθοδοι αυτές μπορούν να εφαρμοστούν σε προβλήματα σχετικά μικρής κλίμακας. Όταν ο αριθμός των μεταβλητών και περιορισμών του προβλήματος μεγαλώνουν ο απαιτούμενος υπολογιστικός φόρτος αυξάνει απότομα αναγκάζοντας τις μεθόδους αυτές σε υπεραπλούστευση παραδοχών, καθιστώντας τις μεθόδους αυτές κατάλληλες μόνο για προβλήματα μικρής κλίμακας. Παρόλα αυτά προσφέρουν πολλά σε θεωρητικό επίπεδο.

Η υπολογιστική δυσκολία όπως τονίστηκε τείνει να αυξάνει με εκθετικό ρυθμό με την αύξηση του μεγέθους του προβλήματος. Τα προβλήματα για τα οποία δεν είναι γνωστός κάποιος αλγόριθμος που να τα επιλύει σε πολυωνυμικό χρόνο θεωρούνται πως είναι NP-hard. Όσον αφορά σε προβλήματα χρονοπρογραμματισμού εργασιών, δεν υπάρχουν αλγόριθμοι ικανοί να φτάσουν σε μία σχεδόν βέλτιστη λύση σε πολυωνυμικό χρόνο. Έχει αποδειχτεί ότι όλα τα προβλήματα ρεαλιστικού μεγέθους

είναι και αυτά NP-hard . Για το λόγο αυτό στις περισσότερες περιπτώσεις μεγάλης κλίμακας προβλήματα αντιμετωπίζονται με προσεγγιστικές μεθόδους.

1.4 ΜΟΝΤΕΛΟ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Το απλό πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού εργασιών ορίστηκε στις προηγούμενες ενότητες. Οι παραδοχές που έγιναν στο μοντέλο της εργασίας αυτής είναι οι ακόλουθες:

- Στην αρχή και στο τέλος του προβλήματος χρονοπρογραμματισμού το σύστημα παραγωγής είναι άδειο.
- Όλες οι εργασίες είναι διαθέσιμες προς επεξεργασία τη χρονική στιγμή μηδέν.
- Το ανθρώπινο δυναμικό (πόροι) είναι πεπερασμένο και οι ικανότητές του δεν αποτελούν περιορισμό στην παραγωγή.
- Ο αριθμός των εργασιών είναι ίδιος με τον αριθμό των πόρων και ίδιος με τον αριθμό των διαδικασιών που αποτελούν κάθε εργασία (π.χ. υπάρχουν εννιά διαδικασίες οι οποίες ανά τρεις αποτελούν μία από τρεις εργασίες και οι οποίες μπορούν να επεξεργαστούν σε έναν από τρεις πόρους).
- Κάθε διαδικασία μπορεί να επισκεφθεί μόνο έναν πόρο, δηλαδή κάθε εργασία επισκέπτεται κάθε πόρο μόνο μία φορά.
- Όλες οι πληροφορίες σχετικά με τους χρόνους επεξεργασίας είναι γνωστές εκ των προτέρων.
- Οι χρόνοι ετοιμασίας των πόρων (set-up times) δε λαμβάνονται υπόψη.
- Μία διαδικασία μίας εργασίας μπορεί να ολοκληρωθεί σε ένα μόνο πόρο.
- Όλες οι διαδικασίες εάν αρχίσουν, ολοκληρώνονται. Δεν μπορούν να διακοπούν.
- Βλάβες στους πόρους δεν λαμβάνονται υπόψη, θεωρείται ότι οι πόροι είναι αξιόπιστοι.
- Όλες οι εργασίες είναι της ίδιας προτεραιότητας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΓΕΝΕΤΙΚΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΣΤΟΝ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟ ΕΡΓΑΣΙΩΝ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Το πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού εργασιών είναι ευρέως γνωστό ως ένα από τα πιο σύνθετα προβλήματα βελτιστοποίησης και έχει σημαντικό ρόλο στον τομέα της βιομηχανίας. Ο χρονοπρογραμματισμός εργασιών με στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικής διάρκειας του έργου είναι ένα από τα πλέον γνωστά NP-hard προβλήματα (Ying, et al.). Αριθμητικές μέθοδοι όπως ακέραιος προγραμματισμός και η μέθοδος Branch and bound ή δυναμικός προγραμματισμός έχουν προταθεί για τη λύση του προβλήματος, παρόλα αυτά μόνο μικρής κλίμακας προβλήματα μπορούν να λυθούν σε λογικά πλαίσια αναφορικά με τον υπολογιστικό χρόνο. Γενικότερα, οι αριθμητικές μέθοδοι λειτουργούν λιγότερο δραστικά όσο αυξάνεται η κλίμακα του προβλήματος. Τα τελευταία χρόνια προτείνονται ευρετικές και μεθευρετικές μέθοδοι για τη λύση του προβλήματος χρονοπρογραμματισμού εργασιών.

Στο κεφάλαιο αυτό αναλύεται η μεθοδολογία των γενετικών αλγόριθμων και ο τρόπος εφαρμογής τους σε συστήματα χρονοπρογραμματισμού εργασιών. Συγκεκριμένα, γίνεται αναλυτική περιγραφή των βημάτων του αλγόριθμου και εξηγούνται οι παράμετροί του.

2.1 ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

Η πρώτη εμφάνιση των γενετικών αλγόριθμων χρονολογείται στις αρχές τις δεκαετίας του 1950 όταν οι υπολογιστές ενσωματώθηκαν στην προσπάθεια των επιστημόνων να προσομοιώσουν πολύπλοκα βιολογικά συστήματα. Η μορφή με την οποία είναι γνωστοί οι γενετικοί αλγόριθμοι σήμερα δημιουργήθηκε από τους John Holland et al. στις αρχές τις δεκαετίας του 1970.

Η βασική ιδέα πίσω από τους γενετικούς αλγόριθμους είναι η μίμηση των μηχανισμών της βιολογικής εξέλιξης που εντοπίζονται στη φύση. Ο γενετικός

αλγόριθμος είναι μέθοδος επίλυσης προβλημάτων που αναπαρίσταται από την επιβίωση των ισχυρότερων χρωμοσωμάτων, όπου τα ισχυρότερα χρωμοσώματα αναπαράγουν περισσότερους απογόνους από τα λιγότερο ισχυρά χρωμοσώματα. Μετασχηματίζει δηλαδή το πρόβλημα αρχικά στη μορφή επιβίωσης του ισχυρότερου, ενώ μετά από αρκετές γενεές εξέλιξης, συμπεριλαμβανομένων των διαδικασιών αναπαραγωγής, διασταύρωσης και μετάλλαξης, ο πληθυσμός των χρωμοσωμάτων τείνει να συγκλίνει σχηματίζοντας έτσι το ισχυρότερο χρωμόσωμα, το οποίο είναι η περισσότερο βελτιστοποιημένη λύση.

Πιο αναλυτικά, οι γενετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούν ορολογία από το πεδίο της φυσικής γενετικής. Αναφέρονται σε άτομα ή γενότυπους, κάθε ένα από τα οποία αποτελείται από χρωμοσώματα. Στους περισσότερους γενετικούς αλγόριθμους, όπως και σε αυτόν που παρουσιάζεται στο παρόν κεφάλαιο, ένα άτομο αποτελείται από ένα χρωμόσωμα. Τα χρωμοσώματα με τη σειρά τους αποτελούνται από τα γονίδια, κάθε ένα από τα οποία επιδρά στην κληρονομικότητα του ατόμου.

Κάθε χρωμόσωμα αναπαριστά μία λύση σε ένα πρόβλημα. Μία διαδικασία εξέλιξης που πραγματοποιείται σε ένα πληθυσμό αντιστοιχεί σε μία εκτενή αναζήτηση στον χώρο των πιθανών λύσεων. Στους γενετικούς αλγόριθμους διατηρείται ένας πληθυσμός λύσεων πάνω στον οποίο γίνεται η επεξεργασία, σε αντίθεση με άλλες μεθόδους αναζήτησης οι οποίες επεξεργάζονται ένα μόνο σημείο του διαστήματος αναζήτησης. Ο πληθυσμός υφίσταται μία προσομοιωμένη γενετική εξέλιξη κατά την οποία, λόγω της φυσικής επιλογής, σε κάθε γενιά οι πιο ισχυρές λύσεις αναπαράγονται ενώ οι λιγότερο ισχυρές απομακρύνονται. Ο διαχωρισμός και η εκτίμηση των λύσεων γίνεται βάσει μίας αντικειμενικής συνάρτησης ή συνάρτησης καταλληλότητας (fitness function), η οποία έχει το ρόλο του περιβάλλοντος μέσα στο οποίο εξελίσσεται ο πληθυσμός.

Συνοψίζοντας, ένας γενετικός αλγόριθμος αποτελείται από τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

1. Γενετική αναπαράσταση των πιθανών λύσεων του προβλήματος
2. Τρόπος δημιουργίας αρχικού πληθυσμού λύσεων
3. Συνάρτηση καταλληλότητας για αξιολόγηση μελών του πληθυσμού
4. Γενετικοί τελεστές για τη δημιουργία νέων μελών

5. Καθορισμός παραμέτρων όπως μέγεθος πληθυσμού, πιθανότητα πραγματοποίησης γενετικών τελεστών.

Στη συνέχεια αναλύονται τα βασικά αυτά χαρακτηριστικά του γενετικού αλγόριθμου.

2.2 ΒΑΣΙΚΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ

2.2.1 Γενετική Αναπαράσταση Χρωμοσώματος

Κάθε χρωμόσωμα θα πρέπει με κάποιο τρόπο να εμπεριέχει πληροφορία για τη λύση που αναπαριστά. Η κωδικοποίηση του χρωμοσώματος είναι λοιπόν το πρώτο βήμα όταν χρησιμοποιείται ο γενετικός αλγόριθμος για την επίλυση προβλημάτων (Wang and Zheng n.d.). Η κωδικοποίηση εξαρτάται από τον τύπο του προβλήματος προς επίλυση. Οι περισσότερες διαδεδομένες κωδικοποιήσεις είναι:

Δυαδική Κωδικοποίηση

Chromosome A	101100101100101011100101
Chromosome B	111111100000110000011111

Το χρωμόσωμα αποτελείται από έναν αριθμό ψηφίων 0 και 1

Κωδικοποίηση Μετάθεσης

Chromosome A	1 5 3 2 6 4 7 9 8
Chromosome B	8 5 6 7 2 3 1 4 9

Το χρωμόσωμα αποτελείται από αριθμούς που αναπαριστούν μία θέση σε μία ακολουθία

Για το πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού έργων η καλύτερη αναπαράσταση των χρωμοσωμάτων είναι η αναπαράσταση βασισμένη στην αλληλουχία των διαδικασιών. Συγκρινόμενη με άλλες μεθόδους εμφανίζει κάποια πλεονεκτήματα, όπως η ευκολία εγκατάστασης της κωδικοποίησης και το γεγονός πως οποιαδήποτε αλλαγή στο χρωμόσωμα παράγει εφικτό χρονοπρόγραμμα. Για τους λόγους αυτούς στην έρευνα αυτή χρησιμοποιήθηκε αυτός ο τρόπος κωδικοποίησης του χρωμοσώματος (operation based representation). Σε αυτή την αναπαράσταση του χρωμοσώματος το γονίδιο εκφράζει μία διαδικασία, ενώ η ακολουθία των γονιδίων εκφράζει τον αριθμό της διαδικασίας σε σχέση με τις υπόλοιπες διαδικασίες μίας εργασίας. Σε ένα πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού έργων με n εργασίες και m

πόρους, ο αριθμός των γονιδίων ισούται με τον αριθμό των διαδικασιών του έργου. Υποθέτοντας ότι το πρόβλημα αποτελείται από 3 εργασίες και 3 πόρους η αναπαράσταση του χρωμοσώματος θα μπορούσε να είναι ως εξής:

1	1	2	3	1	2	3	2	3
---	---	---	---	---	---	---	---	---

Στην παραπάνω αναπαράσταση ο αριθμός 1 αντιπροσωπεύει την εργασία 1, ενώ η πρώτη εμφάνιση του αριθμού αναπαριστά την πρώτη διαδικασία της εργασίας 1, η δεύτερη εμφάνιση του αριθμού αναπαριστά την δεύτερη διαδικασία της εργασίας 1 κ.ο.κ. Έτσι, στην όγδοη θέση αναπαριστάται η τρίτη διαδικασία της εργασίας 2.

2.2.2 Αρχικοποίηση Πληθυσμού

Στη παρούσα φάση δημιουργείται ένας αρχικός πληθυσμός λύσεων. Μένοντας στο παραπάνω παράδειγμα των 3 εργασιών με τρεις διαδικασίες, για τον σχηματισμό του πληθυσμού παράγονται σε τυχαία σειρά ψηφία στο διάστημα 1 έως 3, για το σχηματισμό ενός χρωμοσώματος. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να συμπληρωθεί ο επιθυμητός αριθμός χρωμοσωμάτων που αποτελεί τον αρχικό πληθυσμό.

2.2.3 Επιλογή

Η διαδικασία αυτή αφορά στη μέθοδο επιλογής χρωμοσωμάτων προς αναπαραγωγή. Οι δημοφιλέστερες μέθοδοι επιλογής είναι:

2.2.3.1 Μέθοδος Σχισμών Ρουλέτας

Οι γονείς επιλέγονται βάσει της συνάρτησης καταλληλότητας, δηλαδή βάσει της απόδοσης του κάθε μέλους του πληθυσμού. Οι αποδόσεις των μελών του πληθυσμού τοποθετούνται στη ρουλέτα (Roulette Wheel Selection, RWS) καταλαμβάνοντας χώρο ανάλογο με το μέγεθος της απόδοσής τους (Chen, Ihlow and Lehmann 1999). Πιο αναλυτικά, η ρουλέτα κατασκευάζεται ως εξής:

Βήμα 1: Εκτίμηση της συνάρτησης καταλληλότητας (απόδοσης, f_i) για κάθε μέλος i του πληθυσμού.

Βήμα 2: Υπολογισμός συνολικής απόδοσης του πληθυσμού: F .

Βήμα 3: Υπολογισμός πιθανότητας επιλογής κάθε μέλους του πληθυσμού:

—

Βήμα 4: Υπολογισμός αθροιστικής πιθανότητας q_i κάθε μέλους:

Βήμα 5: Τυχαία παραγωγή ενός αριθμού ω από το 0 έως το 1. Εάν τότε επιλέγεται το χρωμόσωμα i .

2.2.3.2 Επιλογή κατάταξης

Για την προηγούμενη μέθοδο υπάρχει αντίλογος στο γεγονός ότι όταν παρατηρούνται μεγάλες διαφορές στις τιμές καταλληλότητας (για παράδειγμα, όταν ένα χρωμόσωμα καταλαμβάνει το 90% της αθροιστικής πιθανότητας) μειώνεται δραστικά η πιθανότητα επιλογής των υπολοίπων χρωμοσωμάτων.

Με την παρούσα μέθοδο, ισχυρίζονται πως σε ένα φαινόμενο όπως το παραπάνω θα επιτευχθούν πιο αξιόπιστα αποτελέσματα καθώς η μέθοδος αυτή κατατάσσει τα χρωμοσώματα βάσει των αποδόσεών τους και ανανεώνει τις τιμές καταλληλότητας βάσει της κατάταξης αυτής με τέτοιο τρόπο ώστε να είναι περισσότερο κατανεμημένη η πιθανότητα επιλογής των χρωμοσωμάτων. Από την άλλη πλευρά, ο αντίλογος αυτή τη φορά υποστηρίζει πως με αυτή τη μέθοδο η σύγκλιση είναι βραδύτερη.

2.2.3.3 Επιλογή βάσει του μέσου όρου

Με αυτήν την μέθοδο επιλέγονται προς αναπαραγωγή οι γονείς που εμφανίζουν καλύτερη τιμή στην συνάρτηση καταλληλότητας από τον μέσο όρο της γενιάς τους (Better than Mean Selection, BMS).

2.2.4 Διασταύρωση

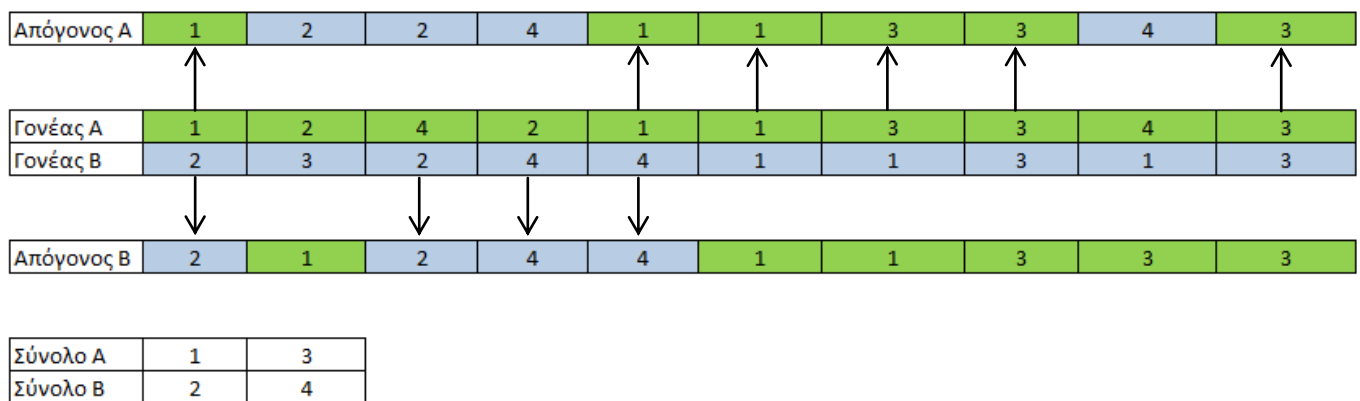
Μετά την επιλογή των χρωμοσωμάτων για αναπαραγωγή εφαρμόζεται ο τελεστής της διασταύρωσης στον τρέχοντα πληθυσμό. Στην παρούσα εργασία ο γενετικός αλγόριθμος χρησιμοποίησε την Precedence Operation Crossover, η διαδικασία της οποίας παρουσιάζεται αλγοριθμικά και διαγραμματικά (Chayong, Yunqing and Peigen n.d.).

Βήμα 1: Το σύνολο του αριθμού των δραστηριοτήτων χωρίζεται σε δύο υποσύνολα, Σ_A και Σ_B .

Βήμα 2: Αντιγραφή των αριθμών του γονέα A που ανήκουν στο υποσύνολο Σ_A στον απόγονο A και των αριθμών του γονέα B που ανήκουν στο υποσύνολο Σ_B στον απόγονο B, διατηρώντας τη θέση τους.

Βήμα 3: Αντιγραφή των αριθμών του γονέα B που ανήκουν στο Σ_B στον απόγονο A και των αριθμών του γονέα A που ανήκουν στο Σ_A στον απόγονο B, διατηρώντας τη σειρά τους.

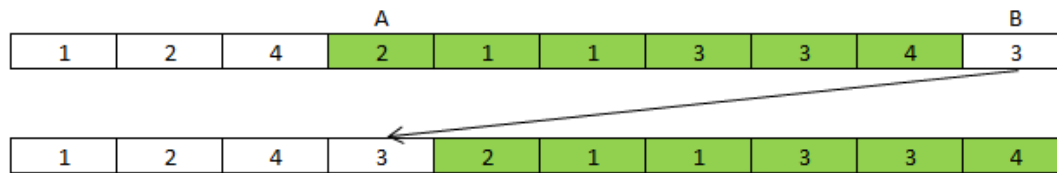
Στο Σχήμα 2-1 δίνεται ένα παράδειγμα της διασταύρωσης Precedence Operation Crossover.



Σχήμα 2.1: Διαδικασία μετάλλαξης Precedence Operation Crossover

2.2.5 Μετάλλαξη

Η διαδικασία της μετάλλαξης χρησιμοποιείται για να δημιουργήσει μικρές αλλαγές στα χρωμοσώματα με σκοπό να διατηρηθεί η διαφοροποίηση στον πληθυσμό. Η μετάλλαξη επιλέγει με τυχαίο τρόπο γονίδια από τα χρωμοσώματα των μελών του πληθυσμού και τα ανακατατάσσει ή μεταβάλλει τις τιμές τους. Στο γενετικό αλγόριθμο που χρησιμοποιήθηκε σε αυτή την έρευνα η μέθοδος μετάλλαξης παρουσιάζεται στο Σχήμα 2-2. Οι θέσεις 4 και 9 (A και B του σχήματος) επιλέγονται τυχαία ως τα σημεία μετάλλαξης. Για την απόκτηση του χρωμοσώματος μετά τη μετάλλαξη το γονίδιο στη μεγαλύτερη θέση αντικαθιστά το γονίδιο στη μικρότερη θέση ενώ στη συνέχεια όλα τα γονίδια από τις (αρχικές) θέσεις 4 έως 8 μετατοπίζονται κατά μία θέση δεξιά.



Σχήμα 2.2: Διαδικασία μετάλλαξης

2.2.6 Συνάρτηση Καταλληλότητας

Η συνάρτηση καταλληλότητας τόσο στην παρούσα έρευνα όσο και στη πλειοψηφία της βιβλιογραφίας είναι ταυτόσημη με τον συνολικό χρόνο περάτωσης του έργου. Δηλαδή, η συνάρτηση καταλληλότητας ενός χρονοπρογράμματος είναι ο χρόνος περάτωσης της τελευταίας διαδικασίας (Vela, Varela and Gonzalez 2010).

2.2.7 Κριτήρια τερματισμού

Στην παρούσα έρευνα τα κριτήρια τερματισμού είναι δύο. Το πρώτο τερματίζει τον αλγόριθμο όταν προσομοιωθεί ένας προκαθορισμένος αριθμός γενεών, που στην περίπτωση μας ήταν 100. Το δεύτερο κριτήριο τερματίζει τον αλγόριθμο όταν το 90% του πληθυσμού μίας γενιάς έχει συνάρτηση καταλληλότητας μικρότερη από το 5% του στόχου, δηλαδή όταν το 90% του πληθυσμού των χρονοπρογραμμάτων έχει χρόνο περάτωσης μικρότερο από το 5% του μεγαλύτερου χρόνου περάτωσης από τις εργασίες του προβλήματος.

Στο *Σχήμα 2-3* φαίνεται η διαδικασία του γενετικού αλγόριθμου, η οποία περιγράφεται από τον αλγόριθμο:

Βήμα 1: Αρχικοποίηση πληθυσμού

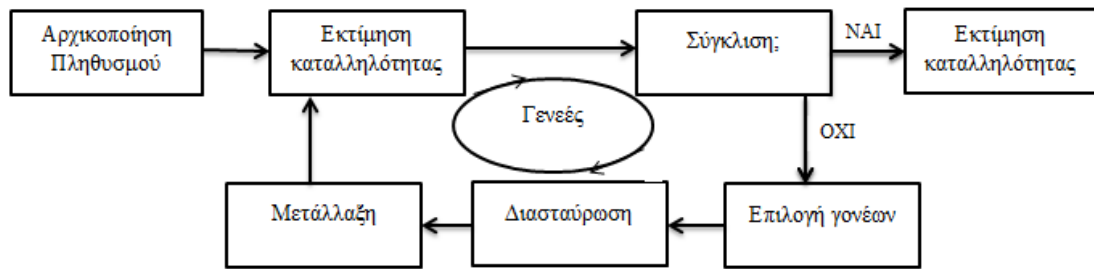
Βήμα 2: Εκτίμηση της συνάρτησης καταλληλότητας κάθε χρωμοσώματος του πληθυσμού

Όσο δεν ικανοποιείται κάποιο κριτήριο τερματισμού:

Βήμα 3: Επιλογή χρωμοσωμάτων από τον τρέχοντα πληθυσμό

Βήμα 4: Διασταύρωση και μετάλλαξη για παραγωγή νέων χρωμοσωμάτων

Βήμα 5: Εκτίμηση συνάρτησης καταλληλότητας των χρωμοσωμάτων του βήματος 4.



Σχήμα 2.3: Διαδικασία γενετικού αλγόριθμου

2.3 ΠΛΗΘΥΣΜΟΣ ΚΑΙ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑ ΜΕΤΑΛΛΑΞΗΣ

Στην ενότητα αυτή εφαρμόζονται κάποιες μέθοδοι για την επίλυση του προβλήματος χρονοπρογραμματισμού έργων. Σε πρώτη φάση αναλύεται η σημασία της επιλογής γονέων και της μετάλλαξης σε έναν γενετικό αλγόριθμο. Αμέσως μετά εφαρμόζονται κάποιες διαφορετικές εκδοχές γενετικών αλγορίθμων σε τρία διαφορετικά προβλήματα χρονοπρογραμματισμού έργων έτσι ώστε να πραγματοποιηθεί σε βάθος μία συγκριτική μελέτη των αλγορίθμων.

Ο αρχικός πληθυσμός και η διαδικασία της μετάλλαξης είναι δύο από τους τέσσερις παράγοντες που επηρεάζουν σημαντικά την εξέλιξη και τα αποτελέσματα ενός γενετικού αλγόριθμου (Tadei, Volta and Della Croce 1995). Πιο συγκεκριμένα, ένας μικρός πληθυσμός διαισθητικά θα δώσει πιο φτωχά αποτελέσματα ενώ, αντίστοιχα, ένας μεγάλος πληθυσμός θα δώσει καλύτερα αποτελέσματα. Από την άλλη πλευρά η μετάλλαξη προκαλεί τυχαίες αλλά μικρές αλλαγές στην κωδικοποιημένη λύση γεγονός που εμποδίζει τον περιορισμό σε ένα τοπικό βέλτιστο και επεκτείνει το πεδίο αναζήτησης του αλγόριθμου. Εάν αγνοηθεί η μετάλλαξη το πιθανότερο είναι να παρατηρηθεί πρόωρη σύγκλιση ενώ μεγάλα ποσοστά πιθανότητας μετάλλαξης μπορεί να μετατρέψει τον γενετικό αλγόριθμο σε έναν αλγόριθμο τυχαίας αναζήτησης.

Στην ενότητα αυτή ερευνάται το μέγεθος του πληθυσμού και της πιθανότητας μετάλλαξης και το πώς αυτό επηρεάζει τα αποτελέσματα του γενετικού αλγόριθμου όταν αυτός εφαρμόζεται σε προβλήματα χρονοπρογραμματισμού έργων.

Θεωρήθηκε ένα μοντέλο χρονοπρογραμματισμού εργασιών το οποίο αποτελείται από 5 εργασίες κάθε μία από τις οποίες αποτελείται από 5 διαδικασίες που πρέπει να επεξεργαστούν από 5 πόρους. Οι χρόνοι επεξεργασίας δίνονται στον Πίνακα 2-1.

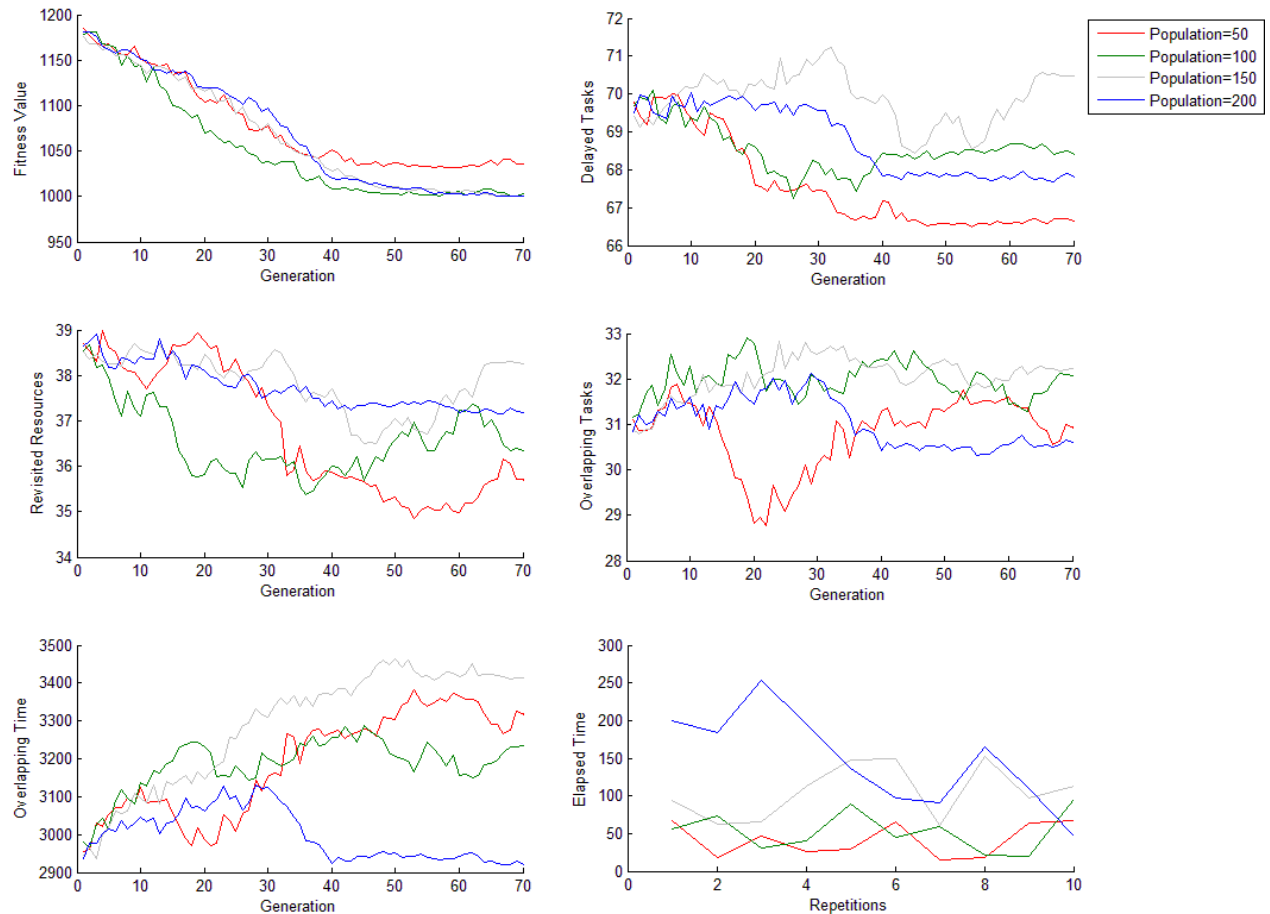
Πίνακας 2.1: Χρόνοι επεξεργασίας πέντε εργασιών

	Job 1		Job 2		Job 3		Job 4		Job 5	
Operations	ST	FT	ST	FT	ST	FT	ST	FT	ST	FT
1	89	129	334	361	5	233	289	406	419	599
2	6	88	362	729	453	635	407	518	67	140
3	134	308	730	840	234	411	88	288	141	237
4	309	481	3	158	636	713	14	80	238	418
5	130	133	159	333	412	452	81	87	7	66

Η μέθοδος διασταύρωσης που χρησιμοποιήθηκε στον αλγόριθμο ήταν η μέθοδος ρουλέτας, τα κριτήρια τερματισμού ήταν αυτά που αναφέρθηκαν στην παράγραφο 2.2.7.

2.3.1 Μέγεθος πληθυσμού γενετικού αλγόριθμου

Πρέπει να τονιστεί σε αυτό το σημείο ότι για τις δοκιμές αυτής της ενότητας η πιθανότητα μετάλλαξης θεωρήθηκε ίση με 5% καθώς έτσι ενδείκνυται στη βιβλιογραφία. Τα μεγέθη πληθυσμού που μελετήθηκαν ήταν 50, 100, 150 και 200. Τα αποτελέσματα μετά από δέκα επαναλήψεις για τον κάθε πληθυσμό δίνονται στα διαγράμματα:



Σχήμα 2.4.α: Αποτελέσματα γενετικού αλγόριθμου για τέσσερα μεγέθη πληθυσμού

Στο πρώτο διάγραμμα του Σχήματος 2-4 δίνονται οι καμπύλες της συνάρτησης καταλληλότητας για τα τέσσερα μεγέθη πληθυσμού που ερευνήθηκαν. Ενώ για μέγεθος πληθυσμού 50 φαίνεται ότι η συνάρτηση καταλληλότητας έχει τα υψηλότερα επίπεδα, για τις άλλες τρεις περιπτώσεις ακολουθεί το ίδιο μοτίβο με μικρές διαφορές. Έτσι, για πληθυσμό 100, 150 και 200 δεν παρατηρείται κάποια μεγάλη επίδραση του πληθυσμού στην συνάρτηση καταλληλότητας.

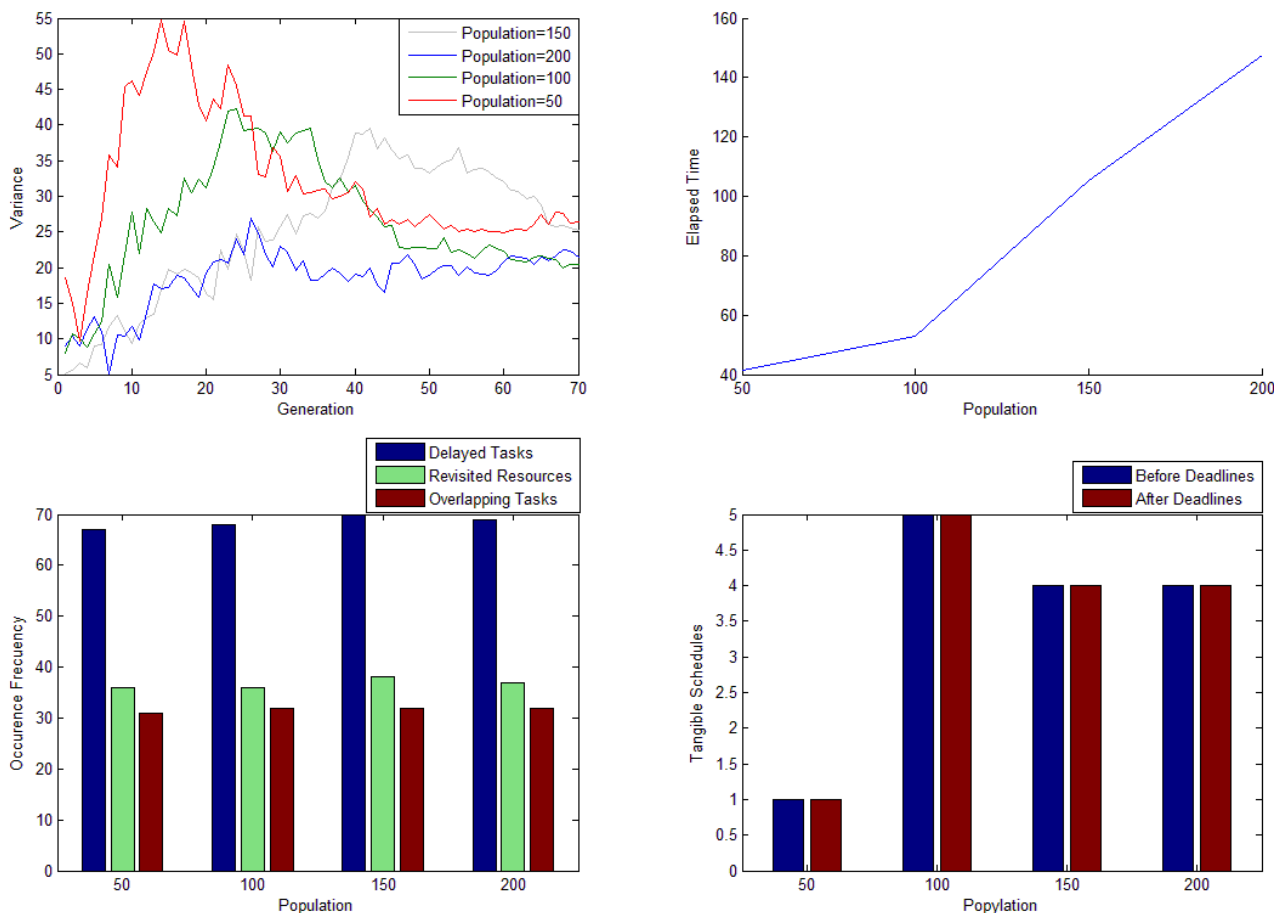
Στο δεύτερο διάγραμμα παρουσιάζεται ο τρόπος με τον οποίο επηρεάζει ο πληθυσμός του γενετικού αλγόριθμου τη συχνότητα παρατήρησης του φαινομένου αναβολής δραστηριοτήτων. Στο διάγραμμα αυτό, παρόλο που γραφικά φαίνονται κάποιες διαφορές, παρατηρείται ότι αυτές οι διαφορές είναι αμελητέες.

Ένας τρόπος εκτίμησης των αποτελεσμάτων ενός αλγόριθμου είναι ο αριθμός των αλληλοεπικαλύψεων που πραγματοποιούνται κατά τη διάρκεια της ανάθεσης εργασιών. Στα επόμενα δύο διαγράμματα εξηγείται ο βαθμός στον οποίο η επίσκεψη μίας δραστηριότητας σε έναν πόρο που έχει ήδη χρησιμοποιηθεί από μία άλλη δραστηριότητα της ίδιας εργασίας και αντίστοιχα οι αλληλοεπικαλύψεις μεταξύ των

δραστηριοτήτων συμβάλλουν στην αναβολή εργασιών που αναφέρθηκαν στο προηγούμενο σχήμα. Όπως ήταν αναμενόμενο, οι διαφορές και εδώ είναι αμελητέες.

Στο επόμενο διάγραμμα φαίνεται ο χρόνος αλληλοεπικάλυψης που αντιστοιχεί σε μία αλληλοεπικάλυψη. Δεδομένου ότι απαιτείται γρηγορότερη ανάθεση των δραστηριοτήτων στους πόρους, το επιθυμητό είναι ο μικρότερος αριθμός αλληλοεπικαλύψεων και κατά συνέπεια ο μικρότερος χρόνος αλληλοεπικαλύψεων. Στο σχήμα αυτό φαίνεται πως για μεγαλύτερο πληθυσμό στον γενετικό αλγόριθμο παρατηρείται μικρότερος χρόνος αλληλοεπικάλυψης, μικρότερος κατά 300 χρονικές μονάδες από τις άλλες επιλογές πληθυσμού.

Τέλος, ένα ακόμα κριτήριο εκτίμησης των αποτελεσμάτων είναι ο υπολογιστικός φόρτος σε χρονικούς όρους. Έτσι, περισσότερος υπολογιστικός χρόνος καταναλώνεται για μεγαλύτερους πληθυσμούς γεγονός που οδηγεί στο συμπέρασμα ότι το μέγεθος του πληθυσμού αυξάνεται ανάλογα με τον υπολογιστικό φόρτο.



Σχήμα 2.4.β: Αποτελέσματα γενετικού αλγόριθμου για τέσσερα μεγέθη πληθυσμού

Στο *Σχήμα 2.4.β* δίνονται πιο συγκεκριμένες πληροφορίες. Έτσι, στο πρώτο διάγραμμα απεικονίζεται η διασπορά που παρατηρήθηκε στην συνάρτηση καταλληλότητας στον πληθυσμό καθ' όλη τη διάρκεια πραγματοποίησης του αλγόριθμου. Ακόμη μία φορά παρατηρείται ότι τελικά, δεν σημειώνονται σημαντικές διαφορές ανάμεσα στις τέσσερις εκδοχές μεγέθους πληθυσμού. Στο δεύτερο διάγραμμα δίνεται περισσότερο παραστατικά η σχέση του υπολογιστικού φόρτου με το μέγεθος του πληθυσμού του αλγόριθμου, κάτι που επιβεβαιώνει το τελευταίο συμπέρασμα περί αναλογίας των δύο μεγεθών.

Στο τρίτο διάγραμμα δίνεται η σχέση που αναφέρθηκε πρωτίτερα ανάμεσα στο φαινόμενο αναβολής δραστηριοτήτων, την επανεπίσκεψη του ίδιου πόρου από δύο διαδικασίες της ίδιας εργασίας και την αλληλοεπικάλυψη δραστηριοτήτων. Επιβεβαιώνεται ξανά το γεγονός ότι σημειώνονται αμελητέες διαφορές ανάμεσα στα τέσσερα διαφορετικά μεγέθη πληθυσμού οδηγώντας στο συμπέρασμα ότι το μέγεθος πληθυσμού δεν επηρεάζει το φαινόμενο αναβολής δραστηριοτήτων.

Τέλος, ένα ακόμα μέτρο αξιολόγησης του αλγόριθμου είναι ο αριθμός των χρονοπρογραμμάτων που προτείνει ο αλγόριθμος. Ο αριθμός αυτός διαφοροποιείται όταν εισαχθεί ο όρος των προθεσμιών. Οι προθεσμίες των εργασιών εισάγονται για τη μεταφορά του προβλήματος χρονοπρογραμματισμού εργασιών σε ένα περισσότερο πραγματικό πλαίσιο καθώς έτσι αντικατοπτρίζονται περισσότερο οι πραγματικές συνθήκες τέτοιων προβλημάτων. Λέγοντας προθεσμίες, εννοείται η στιγμή παράδοσης του έργου ή της εργασίας. Οι προθεσμίες σε αυτήν την έρευνα ορίστηκαν ως η διάρκεια μίας εργασίας πολλαπλασιασμένη επί 1,5 (Chuanjun, Yurong and Chaoyong 2009). Παρόλα αυτά, το τελευταίο σχήμα υποδεικνύει ότι για μέγεθος πληθυσμού ίσο με 50 έχουμε μικρό αριθμό προτεινόμενων χρονοπρογραμμάτων ενώ για μεταξύ μεγαλύτερων μεγεθών πληθυσμού δεν παρατηρείται κάποια σημαντική διαφορά.

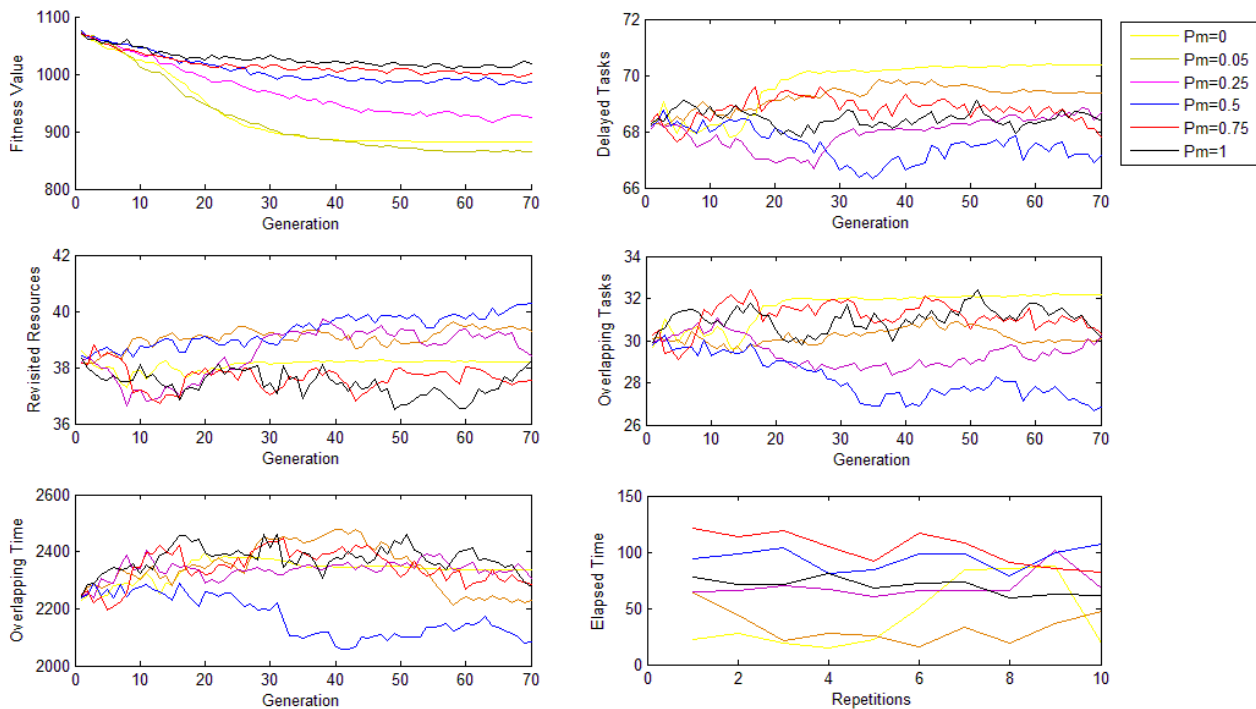
Πίνακας 2.2: Συγκεντρωτικά αριθμητικά αποτελέσματα για τέσσερα μεγέθη πληθυσμού

Population	Time Elapsed (sec)	Tangible Schedules				Percentage	Convergence	Delayed Tasks	Revisited Resources	Overlapping Tasks	Overlapping Time
		Before Deadlines		After Deadlines							
50	42	1		1		100%	40%	67	36 (53%)	31 (47%)	104
100	53	5		5		100%	60%	68	36 (53%)	32 (47%)	99
150	106	4		4		100%	50%	70	38 (54%)	32 (46%)	104
200	148	4		4		100%	60%	69	37 (55%)	32 (45%)	95

Συμπερασματικά, βάσει των ανωτέρω αποτελεσμάτων προτείνεται η χρήση μεγέθους πληθυσμού ίσο με 100 καθώς έτσι ενισχύεται περισσότερο η διαφοροποίηση του πληθυσμού σε σχέση με μικρότερο πληθυσμό, ενώ από την άλλη πλευρά παράγονται εξίσου καλά αποτελέσματα με αυτά που παρουσιάζουν τα μεγαλύτερα μεγέθη πληθυσμών χωρίς όμως να επιβαρύνεται υπολογιστικά ο αλγόριθμος.

2.3.2 Πιθανότητα Μετάλλαξης

Στην ενότητα αυτή θεωρήθηκε μέγεθος πληθυσμού ίσο με 100, ενώ η διαδικασία μετάλλαξης που επιλέχθηκε είναι η μετάλλαξη εισαγωγής που παρουσιάστηκε στην ενότητα 3.2.5. Οι πιθανότητες μετάλλαξης που μελετήθηκαν ήταν 0, 0,05, 0,25, 0,5, 0,75 και 1, που σημαίνει ότι μελετήθηκαν περιπτώσεις μετάλλαξης στο 0% του πληθυσμού, 5%, 25% κ.ο.κ.

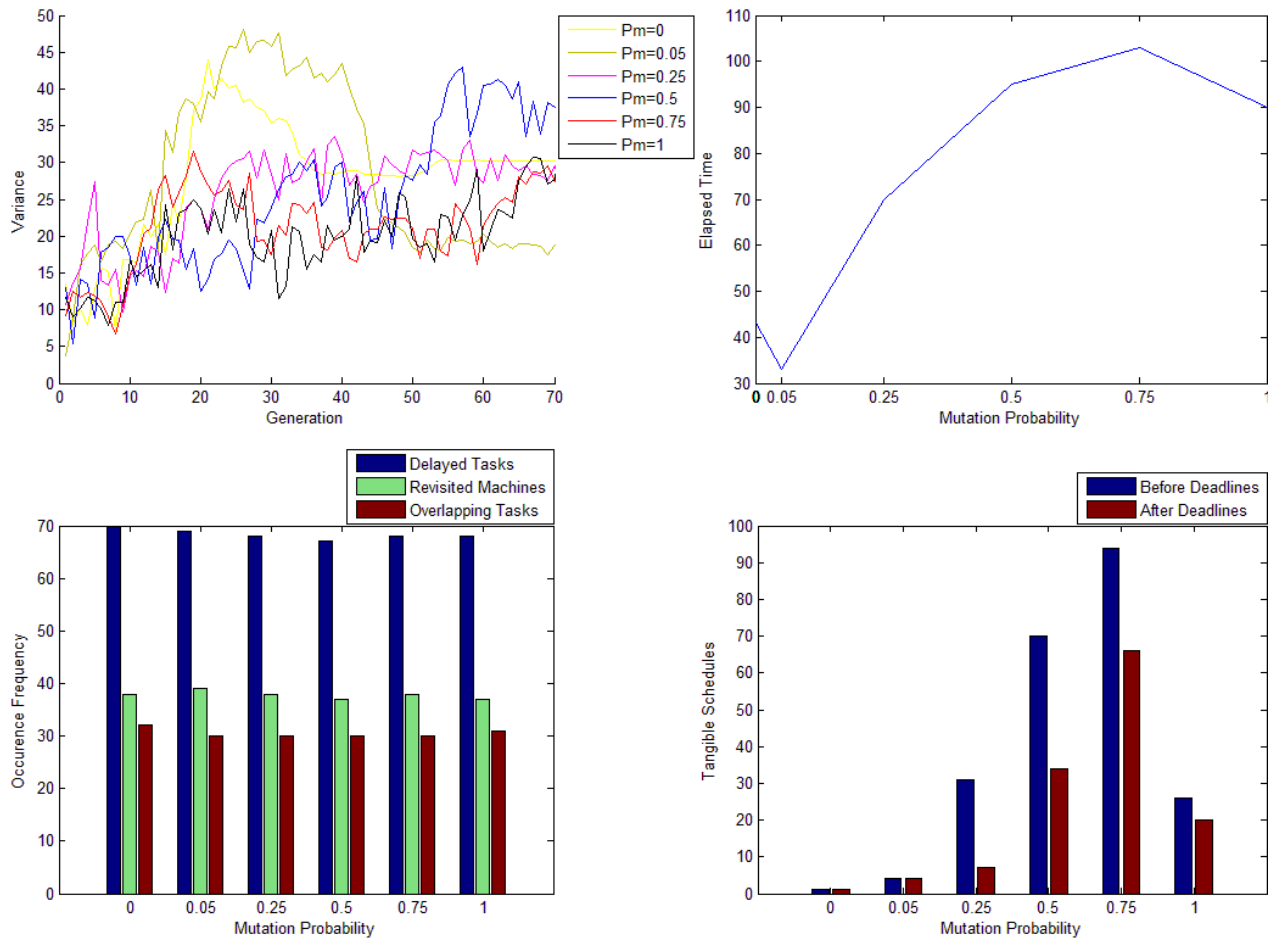


Σχήμα 2.5.α: Αποτελέσματα γενετικού αλγόριθμου για έξι μεγέθη πιθανότητας μετάλλαξης

Στο πρώτο διάγραμμα του Σχήματος 2.5.α παρουσιάζεται η πορεία της συνάρτησης καταλληλότητας κατά την εξέλιξη του αλγόριθμου. Τα χαμηλότερα – και άρα τα περισσότερο επιθυμητά – αποτελέσματα σημειώνονται για πιθανότητα μετάλλαξης 0,05. Ακολουθεί η πιθανότητα μετάλλαξης ίση με μηδέν, μετά για 0,25, ενώ για τις άλλες τρεις πιθανότητες μετάλλαξης οι διαφορές θεωρούνται αμελητέες.

Όπως και στα διαφορετικά μεγέθη πληθυσμού, τα επόμενα τρία σχήματα παρέχουν την ίδια πληροφορία, δηλαδή πως διαμορφώνεται η συχνότητα παρατήρησης του φαινομένου αναβολής διαδικασιών σε σχέση με την πιθανότητα μετάλλαξης. Όπως και πριν λοιπόν, οι διαφορές είναι πολύ μικρές για να εξαχθεί κάποιο συμπέρασμα.

Όσον αφορά στον υπολογιστικό φόρτο του αλγορίθμου, φαίνεται ότι τα αποτελέσματα ακολουθούν περίπου το ίδιο μοτίβο με την συνάρτηση καταλληλότητας. Για μικρότερες πιθανότητες μετάλλαξης παρατηρείται μικρότερος υπολογιστικός φόρτος. Πιο συγκεκριρωτικά τα παραπάνω δίνονται στο Σχήμα 2.5.β .



Σχήμα 2.5.β: Αποτελέσματα γενετικού αλγόριθμου για έξι μεγέθη πιθανότητας μετάλλαξης

Στο πρώτο σχήμα φαίνεται η διασπορά στη συνάρτηση καταλληλότητας κατά την εξέλιξη του αλγόριθμου για τις 6 διαφορετικές πιθανότητες μετάλλαξης. Το επιθυμητό σε αυτό το σχήμα θα ήταν να παρατηρείται αρχικά μεγάλη διασπορά και όσο μεγαλώνει ο αριθμός των γενεών να μειώνεται η διασπορά καθώς αυτό σημαίνει πως ο αλγόριθμος έχει αρχικά μεγάλο πεδίο αναζήτησης και σταδιακά οδηγείται στη σύγκλιση. Το φαινόμενο αυτό παρατηρείται μόνο για πιθανότητα 0,05 ενώ παραπλήσια μορφή έχει η καμπύλη με πιθανότητα 0. Οι υπόλοιπες καμπύλες παρουσιάζουν ανοδική πορεία γεγονός που σημαίνει πως η διασπορά του πληθυσμού αυξάνεται με την πάροδο των γενεών προσδίδοντας έτσι μεγαλύτερη τυχαιότητα στον αλγόριθμο.

Όπως με τα διαφορετικά μεγέθη πληθυσμού, όσο αυξάνεται η πιθανότητα μετάλλαξης τόσο αυξάνεται ο υπολογιστικός φόρτος του αλγόριθμου, γεγονός αναμενόμενο αφού ο αλγόριθμος επιβαρύνεται με τη διαδικασία της μετάλλαξης όλο και περισσότερο. Φαίνεται ότι για τιμές μεγαλύτερες του 0,05 ο υπολογιστικός φόρτος τριπλασιάζεται.

Αντίστοιχα, το φαινόμενο αναβολής δραστηριοτήτων επηρεάζεται λίγο σε σχέση με τις διαφορετικές πιθανότητες μετάλλαξης, το ίδιο δηλαδή που παρατηρήθηκε και με τα διαφορετικά μεγέθη πληθυσμού.

Όσον αφορά στα χρονοπρογράμματα που προτείνει ο αλγόριθμος, φαίνεται ότι η πιθανότητα μετάλλαξης επιδρά σημαντικά, ανεξαρτήτως προθεσμιών. Με αύξηση της πιθανότητας παρατηρείται αύξηση του αριθμού των προτεινόμενων χρονοπρογραμμάτων, γεγονός που οφείλεται στη διατήρηση της διαφοροποίησης του πληθυσμού. Μεγάλη πιθανότητα μετάλλαξης σημαίνει μεγάλη διασπορά κατά την εξέλιξη του αλγόριθμου όπως φάνηκε στο πρώτο σχήμα, γεγονός που οδηγεί στη διατήρηση της διαφοροποίησης του πληθυσμού καθ' όλη τη διάρκεια εκτέλεσης του αλγόριθμου, που σαν επακόλουθο έχει μεγάλο πεδίο αναζήτησης. Μεγάλα ποσοστά μετάλλαξης σπάνια συνέκλιναν συγκριτικά με μικρά ποσοστά μετάλλαξης. Για πιθανότητα μετάλλαξης ίση με μηδέν παρατηρήθηκε 100% σύγκλιση, δηλαδή και οι δέκα επαναλήψεις του αλγόριθμου κατέληξαν σε σύγκλιση. Παρόλα αυτά, η σύγκλιση αυτή χαρακτηρίζεται ως πρόωρη στο 80% καθώς πραγματοποιήθηκε χωρίς να καλύπτει το κριτήριο τερματισμού, δηλαδή οι οκτώ από τις δέκα επαναλήψεις δεν έφτασαν το στόχο. Χωρίς μετάλλαξη ο αλγόριθμος καταλήγει σε αδιέξοδο γιατί ο πληθυσμός δεν επιδέχεται βελτίωση γεγονός που οδηγεί σε μηδαμινή διαφοροποίηση, με αποτέλεσμα τη στασιμότητα του πληθυσμού.

Από τη στιγμή εισαγωγής της πιθανότητας μετάλλαξης η διαφορά στα αποτελέσματα γίνεται αισθητή, φαίνεται μάλιστα ξεκάθαρα αυτό από το τελευταίο σχήμα. Παρόλα αυτά, με μεγάλη πιθανότητα μετάλλαξης δεν παρατηρείται ποτέ σύγκλιση ενώ ταυτόχρονα παράγονται πολλά χρονοπρογράμματα. Αυτό το φαινόμενο αποδεικνύει ότι για μεγάλες πιθανότητες μετάλλαξης ο γενετικός αλγόριθμος δεν διαφέρει πολύ από απλούς αλγόριθμους τυχαίας αναζήτησης. Για τους λόγους αυτούς, τόσο σε αυτή την έρευνα όσο και στη βιβλιογραφία, υιοθετείται πιθανότητα μετάλλαξης ίση με 0,05. Τα αριθμητικά αποτελέσματα δίνονται στον *Πίνακα 2.3*:

Πίνακας 2.3: Συγκεντρωτικά αριθμητικά αποτελέσματα για έξι μεγέθη πιθανότητας μετάλλαξης

Mutation Probability (%)	Elapsed Time (sec)	Tangible Schedules		Percentage	Convergence	Delayed Tasks	Revisited Resources (Percentage)	Overlapping Tasks (Percentage)	Overlapping Time
		Before Deadlines	After Deadlines						
0	43	1	1	100%	100%	70	38 (54%)	32 (46%)	73
5	33	4	4	100%	90%	69	39 (56%)	30 (44%)	75
25	70	31	7	22%	0%	68	38 (54%)	30 (46%)	77
50	94	70	34	49%	0%	67	37 (53%)	30 (47%)	77
75	103	94	66	70%	0%	68	38 (54%)	30 (46%)	77
100	70	26	20	77%	0%	68	37 (53%)	31 (47%)	77

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΣΜΗΝΟΥΣ ΣΩΜΑΤΙΔΙΩΝ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων (Particle Swarm Optimization, PSO) ανήκει σε μία ευρύτερη κατηγορία αλγορίθμων η οποία περιλαμβάνει, μεταξύ άλλων, τους γενετικούς αλγορίθμους και τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης αποικίας μυρμηγκιών. Αποτελούν ένα υποσύνολο αλγορίθμων που έχουν εμπνευστεί από τη βιολογική εξέλιξη της ζωής και τη φύση γενικότερα. Κυρίως πρόκειται για αλγόριθμους που ξεκινούν με ένα αρχικό πληθυσμό λύσεων και μέσω των βημάτων τροποποίησης κατά τη διάρκεια των επαναλήψεων ο πληθυσμός μεταβάλλεται και οδηγείται στην βέλτιστη λύση.

Η γενικότερη κατηγορία εξελικτικών αλγορίθμων διαχωρίζεται σε δύο υποκατηγορίες: (α) στους αλγόριθμους που εμφανίζουν ανταγωνισμό εντός του πληθυσμού για την εύρεση της βέλτιστης λύσης και (β) σε αυτούς που κυριαρχεί η συνεργασία μεταξύ των μελών του πληθυσμού. Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης σωματιδίων κατατάσσεται στη δεύτερη κατηγορία ενώ οι γενετικοί αλγόριθμοι στην πρώτη. Τα πλεονεκτήματα του PSO, όπως είναι η ευρεία εφαρμογή του σε διαφορετικού είδους προβλήματα, η ευκολία υλοποίησής του αλλά και το ότι δεν απαιτεί απαραίτητα προηγούμενη γνώση του χώρου του προβλήματος, τον έχουν καταστήσει ως μία από τις δημοφιλέστερες τεχνικές επίλυσης συνδυαστικών προβλημάτων βελτιστοποίησης.

Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται μία προσπάθεια επίλυσης του προβλήματος χρονοπρογραμματισμού εργασιών με χρήση του αλγορίθμου PSO. Στη συνέχεια επεξηγείται ο αλγόριθμος και παρουσιάζεται η παραλλαγή του αλγορίθμου που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα έρευνα.

3.1 Ο ΚΛΑΣΙΚΟΣ PSO

Οι Kennedy και Eberhart επηρεάστηκαν από το νωρίτερο μοντέλο των Heppnter & Grenender για την κατασκευή του αλγόριθμου PSO (Kennedy and Eberhart 1995). Στον PSO ένας αριθμός από οντότητες (σωματίδια) τοποθετείται στο χώρο αναζήτησης του προβλήματος. Αρχικά, η θέση κάθε ενός από τα σωματίδια αξιολογείται αναφορικά με την αντικειμενική συνάρτηση καταλληλότητας. Στη συνέχεια, κάθε σωματίδιο αποφασίζει πως θα κινηθεί συνεκτιμώντας την καλύτερη θέση που έχει εντοπίσει μέχρι την τρέχουσα στιγμή, την καλύτερη θέση που έχει σημειωθεί γενικότερα από το σμήνος και την τρέχουσα θέση του. Η νέα επανάληψη πραγματοποιείται όταν όλο το σμήνος έχει μετακινηθεί. Το σμήνος με αυτόν τον τρόπο καταλήγει να κινείται όλο μαζί σαν αγέλη πουλιών πλησιάζοντας τον στόχο.

3.1.1 Ο αλγόριθμος PSO

Ο αλγόριθμος αποτελείται από ένα σμήνος σωματιδίων που βρίσκονται διεσπαρμένα στο χώρο. Κάθε σωματίδιο χαρακτηρίζεται από τρία διανύσματα: την τρέχουσα θέση του, την καλύτερη θέση που έχει σημειώσει γενικά και την ταχύτητά του. Η λύση στον αλγόριθμο PSO αναπαρίσταται από τη θέση του σωματιδίου. Σε πρώτη φάση αρχικοποιείται ο πληθυσμός των σωματιδίων ενώ στη συνέχεια, για κάθε επανάληψη, υπολογίζεται η καλύτερη τιμή για κάθε σωματίδιο αλλά και για ολόκληρο το σμήνος. Τα σωματίδια μετά κινούνται λαμβάνοντας υπόψη την ταχύτητα που έχουν αποκτήσει η οποία παίζει σημαντικό ρόλο στη δημιουργία νέων λύσεων.

Ο αλγόριθμος διατηρεί δύο ειδών ιστορικά, την ολική καλύτερη θέση και την ατομική καλύτερη θέση, οι οποίες αντιπροσωπεύουν την καλύτερη θέση που έχει εντοπιστεί από όλο το σμήνος και την καλύτερη θέση που έχει εντοπιστεί από κάθε σωματίδιο του σμήνους αντίστοιχα. Αυτά τα δύο σε συνδυασμό με την ταχύτητα που έχει αποκτήσει ένα σωματίδιο υπολογίζουν τη νέα ταχύτητα του σωματιδίου η οποία με τη σειρά της χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της νέας θέσης του σωματιδίου. Είναι πολύ σημαντικό να τονιστεί ξανά σε αυτό το σημείο ότι κανένα σωματίδιο δεν μπορεί να κινηθεί από μόνο του προς τη βέλτιστη λύση, η βέλτιστη λύση μπορεί να βρεθεί μόνο μέσω συνεργασίας και αλληλεπίδρασης μεταξύ των σωματιδίων.

3.1.2 Μαθηματική αναπαράσταση

Έστω ένας χώρος αναζήτησης με N διαστάσεις που περιέχει M σωματίδια. Η θέση του i -οστού σωματιδίου του πληθυσμού ($i = 1, 2, \dots, M$) αναπαριστάται από το διάνυσμα $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iN})$ και το σημείο X_{ij} είναι το σημείο της j διάστασης του i -οστού σωματιδίου. Αντίστοιχα, η ταχύτητα του i -οστού σωματιδίου αναπαριστάται από το διάνυσμα $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iN})$ όπου V_{ij} είναι η ταχύτητα της j διάστασης του i -οστού σωματιδίου. Επιπλέον, η καλύτερη λύση που έχει βρεθεί από το i -οστό σωματίδιο αντιπροσωπεύεται από το διάνυσμα $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iN})$ ενώ η καλύτερη θέση που έχει βρεθεί από όλα τα σωματίδια του σμήνους μέχρι τώρα υποδεικνύεται ως $G_i = (G_{i1}, G_{i2}, \dots, G_{iN})$. Οι παραπάνω παράμετροι χρησιμοποιούνται για την ανανέωση της ταχύτητας και της θέσης κάθε σωματιδίου.

Ο αλγόριθμος, έτσι όπως αρχικά προτάθηκε, δίνεται παρακάτω:

Αρχικοποιείται ο πληθυσμός των M σωματιδίων σε τυχαίες θέσεις και ταχύτητες μέσα σε ένα χώρο αναζήτησης N διαστάσεων.

Αρχικοποιείται ο πληθυσμός των M σωματιδίων σε τυχαίες θέσεις και ταχύτητες μέσα σε ένα χώρο αναζήτησης N διαστάσεων.

Για κάθε σωματίδιο

1. Αξιολογείται η θέση του βάσει της αντικειμενικής συνάρτησης καταλληλότητας.
2. Συγκρίνεται η τρέχουσα αξιολόγησή του με την προσωπική του καλύτερη αξιολόγηση.
3. Αν η τρέχουσα αξιολόγηση είναι καλύτερη από την καλύτερη προσωπική τότε ενημερώνεται η τιμή της καθώς επίσης και το διάνυσμα P_i .
4. Εντοπίζεται το σωματίδιο στο σμήνος που έχει την καλύτερη αξιολόγηση μέχρι στιγμής και καθορίζεται ως το ολικό καλύτερο σωματίδιο G .
5. Υπολογίζεται η νέα ταχύτητα και θέση του σωματιδίου από τις παρακάτω εξισώσεις:

και

όπου r_1 και r_2 : Ευχαίοι αριθμοί στο $U(0, 1)$

c_1 και c_2 : γνωστικός και κοινωνικός συντελεστής επιτάχυνσης

: η θέση του i -οστού σωματιδίου στη j -οστή διάσταση στο χρόνο t

: η ταχύτητα του i -οστού σωματιδίου στη j -οστή διάσταση στο χρόνο t

: η καλύτερη θέση που έχει βρεθεί από το i -οστό σωματίδιο στη j -οστή διάσταση στο χρόνο t

: η καλύτερη θέση που έχει βρεθεί στο σμήνος στη j -οστή διάσταση στο χρόνο t

6. Αν τα κριτήρια τερματισμού ικανοποιούνται τότε τερματίζεται η εκτέλεση του αλγορίθμου αλλιώς συνεχίζεται η εκτέλεση από το βήμα 2.

Ο βασικός αλγόριθμος PSO που περιγράφεται παραπάνω έχει μόνο ένα μικρό αριθμό παραμέτρων που πρέπει να μεταβληθούν. Μία από αυτές είναι το μέγεθος του πληθυσμού όπου εμπειρικά τίθεται βάσει των διαστάσεων του προβλήματος και της δυσκολίας τους. Οι συντελεστές r_1 και r_2 είναι τυχαίοι αριθμοί που ακολουθούν την κανονική κατανομή στο πεδίο $[0, 1]$ και σκοπός τους είναι να προσδώσουν τυχαιότητα στον τρόπο πτήσης του σμήνους. Οι παράμετροι c_1 και c_2 ονομάζονται συντελεστές επιτάχυνσης και επιτρέπουν σε ένα σωματίδιο να ρυθμίσει την επιρροή που έχει η προσωπική καλύτερη θέση και η καλύτερη θέση του σμήνους αντίστοιχα, στην εξίσωση μεταβολής ταχύτητας. Ο συντελεστής c_1 καλείται γνωστικός συντελεστής και λαμβάνει υπόψη του την προσωπική εμπειρία ενός σωματιδίου, ενώ ο c_2 καλείται κοινωνικός συντελεστής και εκφράζει την επιρροή που έχει ένα σωματίδιο από το καλύτερο σωματίδιο του σμήνους. Μεγάλες τιμές για το c_1 προωθούν την εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης ενώ μεγάλες τιμές για το c_2 ευνοούν την εκμετάλλευση των θέσεων που κατέχουν τα σωματίδια. Έχει υιοθετηθεί οι δύο τελευταίοι συντελεστές να ισούνται με δύο.

3.2 ΕΠΙΔΡΑΣΗ ΒΑΡΟΥΣ ΑΔΡΑΝΕΙΑΣ

Οι Shi & Eberhart πραγματοποίησαν ορισμένα πειράματα πάνω στο βασικό αλγόριθμο με σκοπό την παρατήρηση της αντίδρασής του σε ειδικές περιπτώσεις (Shi and Eberhart, A new particle swarm optimizer 1998). Αρχικά, αφαίρεσαν το πρώτο μέρος της εξίσωσης μεταβολής ταχύτητας, δηλαδή τη μνήμη της προηγούμενης ταχύτητας, παρατηρώντας ότι το σμήνος συνέκλινε στην καλύτερη λύση που είχε βρεθεί στα αρχικά στάδια του αλγορίθμου, προωθώντας έτσι λοιπόν περισσότερο την εκμετάλλευση. Αντίθετα, χρησιμοποιώντας τη μνήμη της προηγούμενης ταχύτητας, παρατηρήθηκε αντίθετη συμπεριφορά του σμήνους το οποίο εξαπλωνόταν προωθώντας έτσι την αναζήτηση. Για το πρόβλημα αυτό έπρεπε να βρεθεί ένας τρόπος που να διατηρεί μία ισορροπία ανάμεσα στην εκμετάλλευση και την εξερεύνηση, γεγονός που τους οδήγησε στον τροποποιημένο αλγόριθμο ο οποίος λαμβάνει υπόψη του το βάρος της αδράνειας (inertia weight):

Όπου w είναι το βάρος αδράνειας με τιμές στο πεδίο $[0,4 \ 1,2]$ το οποίο χρησιμοποιείται για τον καθορισμό της επίδρασης της προηγούμενης ταχύτητας στη νέα ταχύτητα.

Όπως αναφέρουν οι συγγραφείς «το βάρος αδράνειας χρησιμοποιείται για να καθορίσει την επίδραση που έχει η προηγούμενη τιμή της ταχύτητας στη νέα, συνεπώς για να επηρεαστούν οι ικανότητες των σωματιδίων για εκμετάλλευση και εξερεύνηση. Μεγαλύτερες τιμές για την αδράνεια διευκολύνουν την εξερεύνηση, δηλαδή την αναζήτηση σε νέους χώρους, ενώ μικρότερες τιμές προωθούν την εκμετάλλευση του χώρου αναζήτησης που ήδη ερευνάται. Συνεπώς, η κατάλληλη επιλογή του βάρους αδράνειας πρέπει να είναι τέτοια ώστε να προωθείται τόσο η εξερεύνηση όσο και η εκμετάλλευση με αποτέλεσμα να απαιτούνται λιγότερες επαναλήψεις για την εύρεση του βέλτιστου σημείου» (Shi and Eberhart, Parameter selection in particle swarm optimization 2000). Τόνισαν παράλληλα ότι μία καλή επιλογή βάρους αδράνειας κυμαίνεται από 0,8 έως 1,2.

Ο Trelea μέσω πειραματικών διαδικασιών απέδειξε ότι το βάρος αδράνειας είναι χρήσιμο στον αλγόριθμο και επομένως πρέπει να χρησιμοποιείται (Trelea 2003). Στην παρούσα έρευνα το βάρος αδράνειας λαμβάνεται υπόψη και είναι ίσο με 0,8.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων δύο προβλημάτων για τις τρεις μεθόδους που παρουσιάστηκαν στα προηγούμενα κεφάλαια: γενετικός αλγόριθμος με μέθοδο ρουλέτας, γενετικός αλγόριθμος με μέθοδο επιλογής την BMS και για τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων. Στις επόμενες ενότητες δίνονται τα αποτελέσματα για κάθε μία από τις μεθόδους ενώ στο τέλος παρουσιάζονται τα συγκεντρωτικά διαγράμματα.

4.1 ΠΡΟΒΛΗΜΑ JOB SHOP ΜΕ 3 ΕΡΓΑΣΙΕΣ

Το πρώτο πρόβλημα για το οποίο εφαρμόστηκαν οι αλγόριθμοι ήταν ένα πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού τριών εργασιών, κάθε μία από τις οποίες αποτελείται από τρεις διεργασίες. Το πρόβλημα επίσης έχει τρεις πόρους μονίμως διαθέσιμους για την επεξεργασία των διεργασιών. Οι χρόνοι έναρξης και λήξης δίνονται στον Πίνακα 4.1.

Πίνακας 4.1: Χρόνοι επεξεργασίας τριών εργασιών

	Job 1		Job 2		Job 3	
Operations	ST	FT	ST	FT	ST	FT
1	2	101	17	65	1	43
2	102	201	66	114	44	86
3	202	220	115	163	87	129

Στους αλγόριθμους που ακολουθούν ορίστηκε ως κριτήριο τερματισμού, εκτός από τον αριθμό των γενεών, η απόκλιση από τον στόχο, δηλαδή τον χρόνο περάτωσης του έργου στις 220 μονάδες χρόνου. Πιο συγκεκριμένα, ορίστηκε ότι ο αλγόριθμος

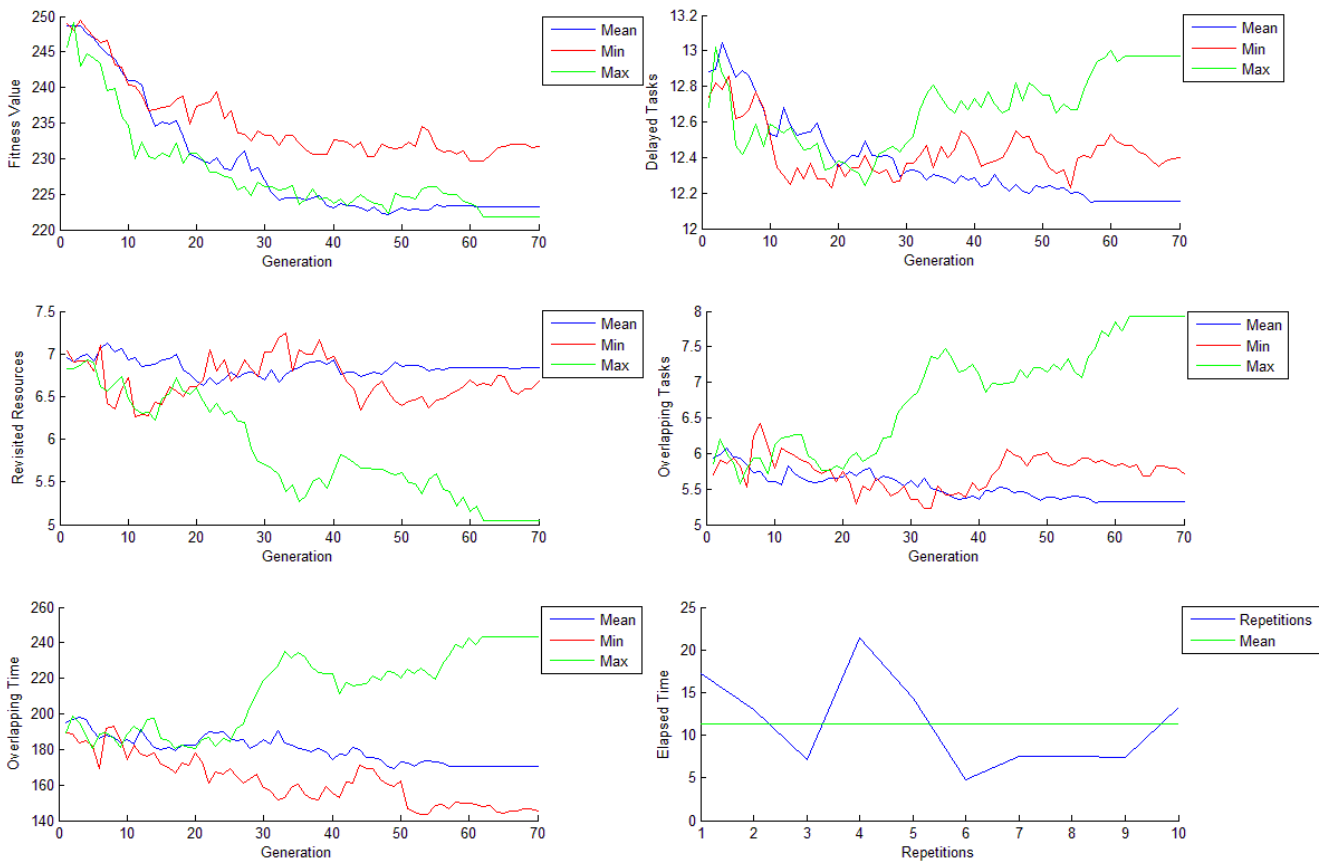
τερματίζει όταν το 90% του πληθυσμού έχει διάρκεια περάτωσης του έργου μικρότερη από το 5% από τον στόχο, δηλαδή 231 χρονικές μονάδες.

4.1.1 Γενετικός αλγόριθμος με Roulette Wheel Selection

Στην ενότητα αυτήν παρουσιάζονται τα διαγράμματα για τον γενετικό αλγόριθμο που χρησιμοποιεί τη μέθοδο της ρουλέτας ως μέθοδο επιλογής γονέων. Οι άλλες παράμετροι του γενετικού παραμένουν όπως καθορίστηκαν στο κεφάλαιο 3, δηλαδή η πιθανότητα μετάλλαξης είναι 0,05 και ο αρχικός πληθυσμός λύσεων είναι 100.

Στο Σχήμα 4.1 δίνονται τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων για τον γενετικό αλγόριθμο με χρήση ρουλέτας ως μέθοδο επιλογής γονέων. Οι άλλες παράμετροι του γενετικού είναι αυτές που καθορίστηκαν νωρίτερα στο κεφάλαιο. Στο πρώτο διάγραμμα δίνεται η πορεία της αντικειμενικής συνάρτησης καταλληλότητας σε τρεις μορφές, στην χειρότερη από τις δέκα επαναλήψεις, στην καλύτερη επανάληψη και στον μέσο όρο αυτών. Από το πρώτο διάγραμμα γίνεται αντιληπτό ότι αν εξαιρεθεί η περίπτωση που εμφανίζει μεγάλη απόσταση από το στόχο, ο γενετικός αλγόριθμος με χρήση ρουλέτας εμφανίζει αρκετά καλά αποτελέσματα με σύγκλιση κοντά στις 70 γενεές.

Ένας άλλος τρόπος αξιολόγησης ενός αλγορίθμου είναι η συχνότητα αναβολής των δραστηριοτήτων του έργου. Το επιθυμητό είναι η χαμηλή συχνότητα του φαινομένου αυτού. Μία δραστηριότητα δεν ανατίθεται άμεσα, δηλαδή αναβάλλεται για δύο πιθανούς λόγους: (α) Επειδή ο πόρος στον οποίο κατευθυνόταν ήταν απασχολημένος με την επεξεργασία μίας άλλης διεργασίας, οπότε η πρώτη διεργασία θα αναβληθεί μέχρι να αποδεσμευτεί ο πόρος, ή (β) όταν ο πόρος στον οποίο κατευθυνόταν η διεργασία είχε ήδη αναλάβει την επεξεργασία μίας διεργασίας που ανήκει στην ίδια εργασία με την πρώτη. Είναι σημαντικό να τονιστεί ξανά ένας από τους περιορισμούς των μοντέλων χρονικού προγραμματισμού εργασιών: ένας πόρος μπορεί να αναλάβει την επεξεργασία μίας μόνο διεργασίας από κάθε εργασία, ή με άλλα λόγια, για να περατωθεί μία εργασία, θα πρέπει να έχει περάσει από όλους τους πόρους.



Σχήμα 4.1.α: Συνολική θεώρηση συστήματος με γενετικό αλγόριθμο με χρήση μεθόδου Ρουλέτας

Η μορφή του δεύτερου διαγράμματος ακολουθεί διαφορετικό μοτίβο από ότι η συνάρτηση καταλληλότητας του Σχήματος 4.1.α. Γενικότερα, όσο λιγότερες αλληλοεπικαλύψεις μεταξύ των δραστηριοτήτων συμβαίνουν τόσο μεγαλύτερο το ποσοστό των δραστηριοτήτων που ανατίθενται άμεσα με αποτέλεσμα το προτεινόμενο χρονοπρόγραμμα που προτείνεται να θεωρείται περισσότερο αξιόπιστο διότι σε πραγματικές συνθήκες οι παραπάνω μετρικές επιβεβαιώνουν την ομαλή διεκπεραίωση του χρονοπρογράμματος. Στο σημείο αυτό πρέπει να τονιστεί ίσως το γεγονός ότι η συνάρτηση καταλληλότητας με την καμπύλη αναβολής δραστηριοτήτων ακολουθούν αντίστροφες πορείες.

Όπως αναλύθηκε, το φαινόμενο αναβολής ανάθεσης δραστηριοτήτων οφείλεται σε δύο παράγοντες. Στα επόμενα δύο διαγράμματα φαίνεται ο βαθμός επιρροής που έχουν οι δύο αυτοί παράγοντες στην αναβολή δραστηριοτήτων. Στο πρώτο, εξηγείται η αναβολή μίας δραστηριότητας επειδή ένας πόρος είχε ήδη αναλάβει μία δραστηριότητα της ίδιας εργασίας κάτι που, όπως αναλύθηκε στις παραδοχές του προβλήματος χρονοπρογραμματισμού έργων, δεν είναι εφικτό. Στο δεύτερο σχήμα

παρουσιάζεται η συχνότητα κατά την οποία μία δραστηριότητα αναβάλλεται επειδή ο πόρος είναι απασχολημένος με μία άλλη δραστηριότητα. Το άθροισμα των δύο αυτών καμπυλών δίνει την καμπύλη στο σχήμα της εικόνας που συζητήθηκε στην προηγούμενη παράγραφο. Οι αναβολές δραστηριοτήτων που συμβαίνουν στα χρονοπρογράμματα αυτής της περίπτωσης οφείλονται ελαφρώς περισσότερο στην αλληλοεπικάλυψη δραστηριοτήτων συγκριτικά με το γεγονός ότι ένας πόρος έχει αναλάβει ήδη μία δραστηριότητα της ίδιας εργασίας.

Ένας ακόμα παράγοντας που πρέπει να ληφθεί υπόψη όταν γίνεται αναφορά στις αλληλοεπικαλύψεις μεταξύ δραστηριοτήτων είναι ο χρόνος αλληλοεπικάλυψης. Είναι προφανές πως όσο μικρότερος είναι ο χρόνος αλληλοεπικαλύψεων τόσο καλύτερο είναι το προτεινόμενο χρονοπρόγραμμα. Στη συγκεκριμένη περίπτωση μία αλληλοεπικάλυψη δραστηριοτήτων αντιστοιχεί σε 30 περίπου χρονικές μονάδες αλληλοεπικάλυψης, όταν ο μέσος όρος διάρκειας των δραστηριοτήτων αντιστοιχεί σε 54 κατά μέσο όρο χρονικές μονάδες. Δηλαδή, η χρονική αλληλοεπικάλυψη μπορεί να αναβάλλει την διεργασία κατά το ήμισυ της διάρκειάς της περίπου.

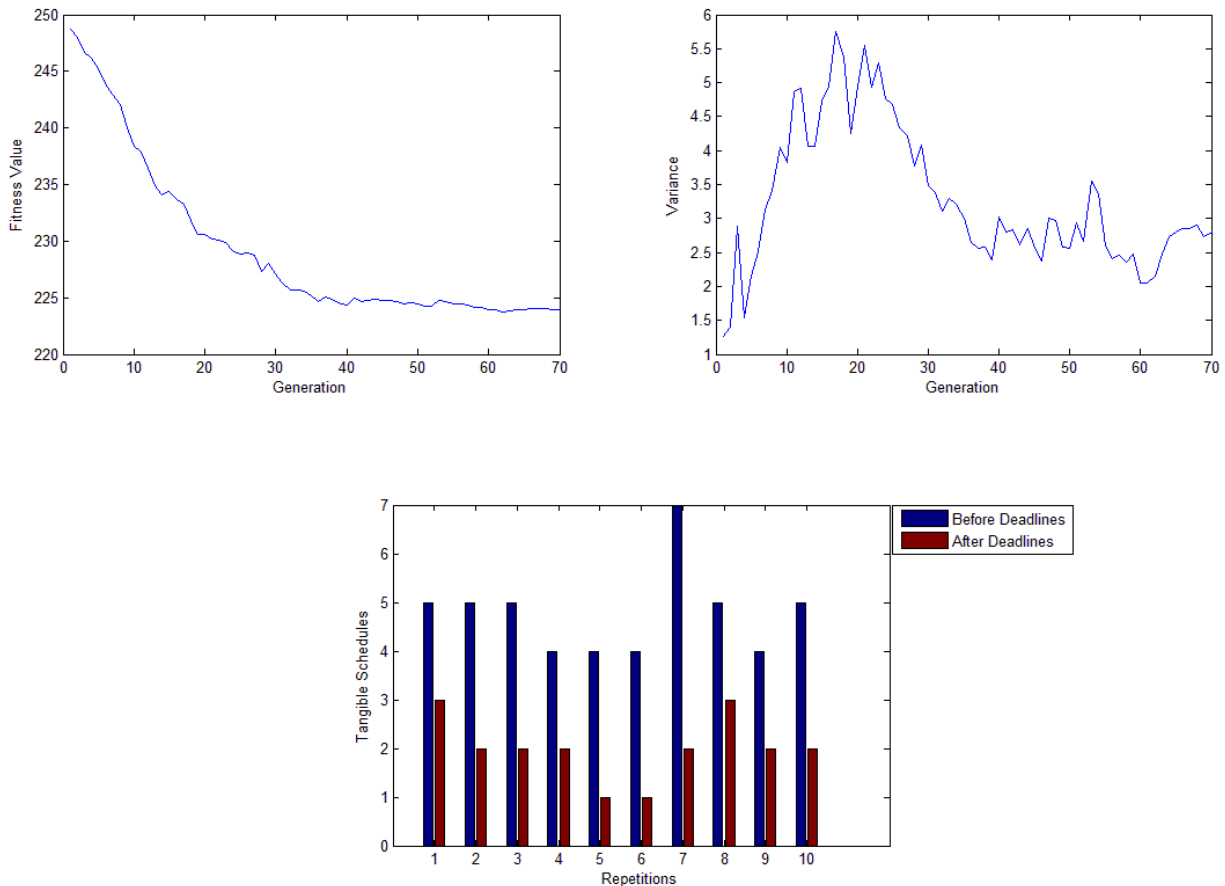
Τέλος, ένας ακόμα τρόπος αξιολόγησης του αλγορίθμου είναι ο υπολογιστικός φόρτος ο οποίος στη συγκεκριμένη περίπτωση μεταφράζεται στο χρόνο υλοποίησής του. Το τελευταίο διάγραμμα του Σχήματος 4.1.α δείχνει τον χρόνο υλοποίησης κάθε μίας από τις δέκα επαναλήψεις. Τους μικρότερους χρόνους υλοποίησης είχαν οι επαναλήψεις 6, 7, 8 και 9 κάτι που εξηγείται από το γεγονός ότι σε αυτές τις επαναλήψεις παρατηρήθηκε η συντομότερη σύγκλιση του αλγόριθμου. Για τις υπόλοιπες επαναλήψεις ο χρόνος υλοποίησης διαφοροποιείται από το μεγαλύτερο χρόνο σύγκλισης αλλά και την απόκλιση των γενεών από τον στόχο σύγκλισης ο οποίος αφορά στις διαδικασίες του γενετικού αλγορίθμου (επιλογή, διασταύρωση και μετάλλαξη).

Στο Σχήμα 4.1.β παρουσιάζονται κάποια άλλα χαρακτηριστικά αποτελέσματα του αλγόριθμου. Στο πρώτο διάγραμμα δίνεται η μέση πορεία της συνάρτησης καταλληλότητας όπως την είδαμε στο προηγούμενο διάγραμμα, ενώ στο δεύτερο δίνεται η διασπορά που παρατηρείται κατά την πορεία της εξέλιξης των γενεών στην συνάρτηση καταλληλότητας. Φαίνεται ότι αρχικά η διασπορά είναι τριπλάσια από ότι καταλήγει να είναι στο τέλος της εξέλιξης. Ο γενετικός αλγόριθμος ξεκινά με διαφοροποιημένο αρχικό πληθυσμό λύσεων παραγόμενο με τυχαίο τρόπο γεγονός που προκαλεί αρχικά τη μεγαλύτερη διασπορά. Στην συνέχεια ο ανταγωνισμός εντός

του πληθυσμού για την εύρεση της καλύτερης λύσης ωθεί όλα τα μέλη του πληθυσμού στην βέλτιστη λύση μειώνοντας έτσι την διασπορά που παρατηρείται.

Στο τρίτο διάγραμμα δίνεται ο αριθμός των χρονοπρογραμμάτων που προτείνει ο αλγόριθμος. Αυτά τα χρονοπρογράμματα στην παρούσα εργασία κρίνονται υπό δύο πρισμάτων: Αγνοώντας τις προθεσμίες και λαμβάνοντας υπόψη τις προθεσμίες.

Στην περίπτωση που οι προθεσμίες δεν ληφθούν υπόψη ο γενετικός αλγόριθμος αυτής της ενότητας προτείνει 44 χρονοπρογράμματα, τα οποία κατανεμήθηκαν στις δέκα επαναλήψεις όπως φαίνεται στο σχήμα. Αντίθετα, στην περίπτωση συνεκτίμησης των προθεσμιών, από τα προτεινόμενα 44 χρονοπρογράμματα τα 20 είναι εφικτά, δηλαδή καλύπτουν τους περιορισμούς των προθεσμιών.

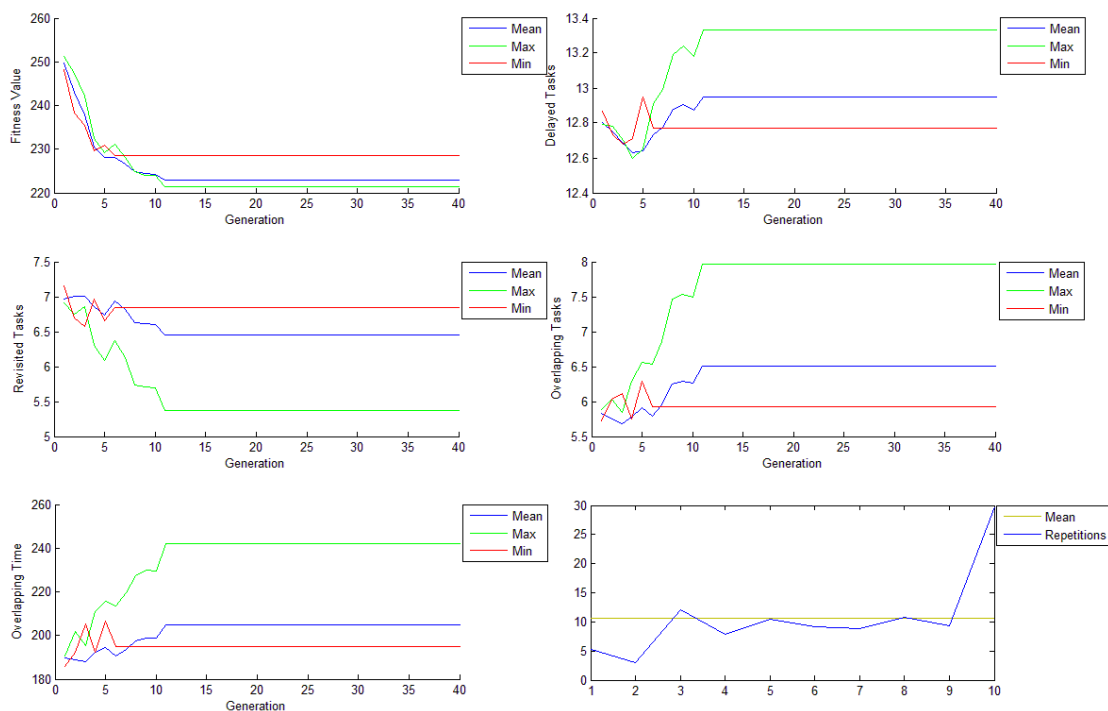


Σχήμα 4.1.β: Συνολική θεώρηση συστήματος με γενετικό αλγόριθμο με χρήση μεθόδου Ρουλέτας

4.1.2 Γενετικός αλγόριθμος με Better than Mean Selection

Στον γενετικό αλγόριθμο αυτής της ενότητας η μέθοδος επιλογής είναι αυτή που χρησιμοποιεί τον μέσο όρο της αντικειμενικής συνάρτησης καταλληλότητας έτσι όπως παρουσιάστηκε στην παράγραφο 2.2.3.

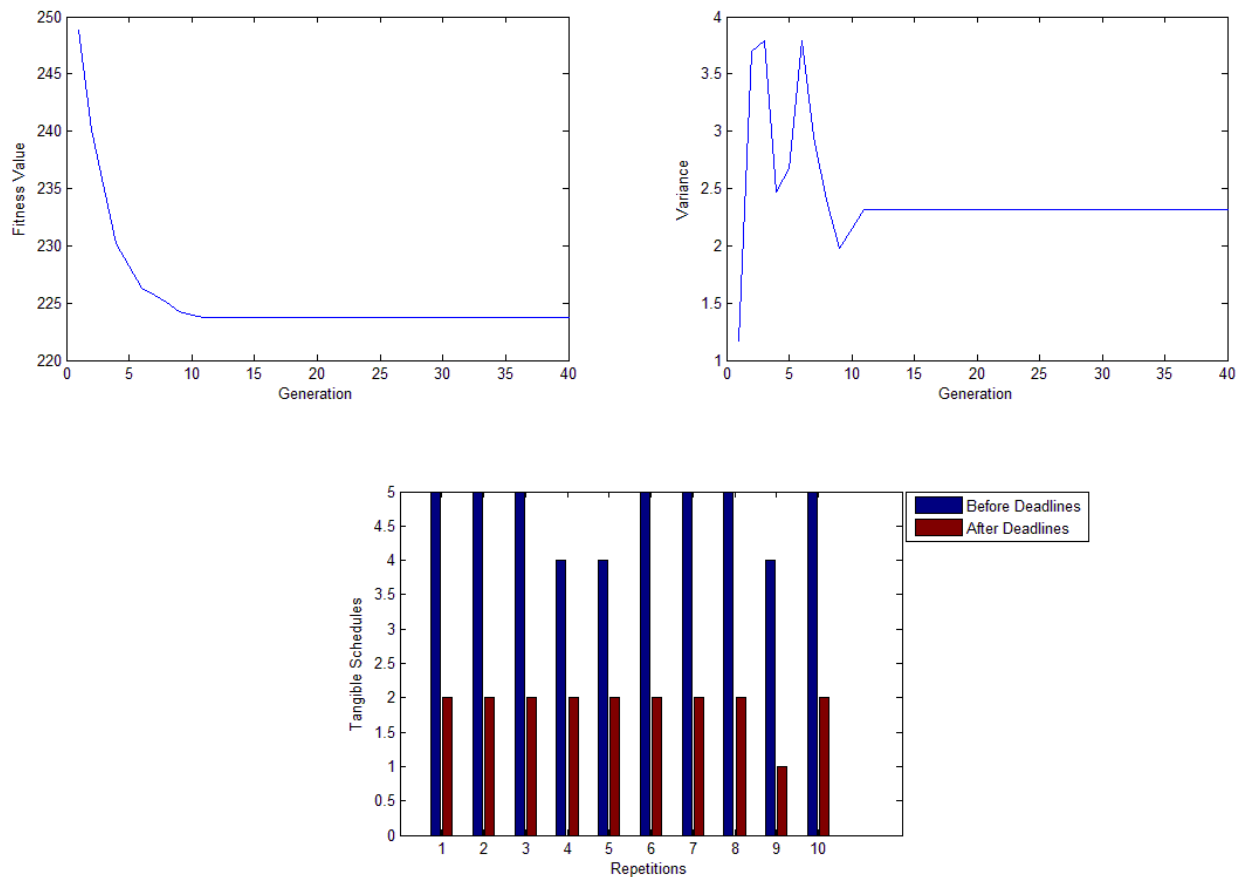
Στο Σχήμα 4.2.α βλέπουμε την πορεία της συνάρτησης καταλληλότητας η οποία έχει αξιοσημείωτα σύντομη σύγκλιση. Συνεχίζοντας, παρατηρείται ότι όπως και στην προηγούμενη περίπτωση, το φαινόμενο αναβολής δραστηριοτήτων είναι στα ίδια επίπεδα ενώ επηρεάζεται στον ίδιο βαθμό από τους δύο παράγοντες που συζητήθηκαν με την προηγούμενη περίπτωση. Ο χρόνος αλληλεπικάλυψης αντιστοιχεί στην ίδια διάρκεια. Η ουσιαστική διαφορά με τον προηγούμενο αλγόριθμο έγκειται, εκτός από την ταχύτητα σύγκλισης, στον υπολογιστικό φόρτο. Για τα ίδια δεδομένα χρόνων επεξεργασίας με την προηγούμενη περίπτωση γενετικού αλγόριθμου, ο υπολογιστικός φόρτος είναι αισθητά μικρότερος (περίπου 3 χρονικές μονάδες), γεγονός που εξηγείται από την υπολογιστική απλότητα του τελεστή διασταύρωσης της περίπτωσης που μελετάται.



Σχήμα 4.2.α: Συνολική θεώρηση συστήματος με γενετικό αλγόριθμο με χρήση μεθόδου BMS

Στο Σχήμα 4.2.β, δίνεται στο δεύτερο διάγραμμα η πορεία της διασποράς της αντικειμενικής συνάρτησης καταλληλότητας σε σχέση με την εξέλιξη των γενεών. Η καμπύλη αυτή έχει την ίδια μορφή με την αντίστοιχη της προηγούμενης περίπτωσης.

Για ακόμη μία φορά η πορεία της συνάρτησης καταλληλότητας είναι καθοδική ενώ για την καμπύλη των αναβολών δραστηριοτήτων είναι ανοδική. Τέλος, ο αριθμός των προτεινόμενων χρονοπρογραμμάτων του παρόντος γενετικού αλγόριθμου φτάνουν τα 47 στην περίπτωση που οι προθεσμίες δεν ληφθούν υπόψη, ενώ αντίθετα, συνεκτιμώντας τις προθεσμίες από τα 47 χρονοπρογράμματα τα 19 κρίνονται εφικτά ενώ τα υπόλοιπα 28 μη εφικτά.

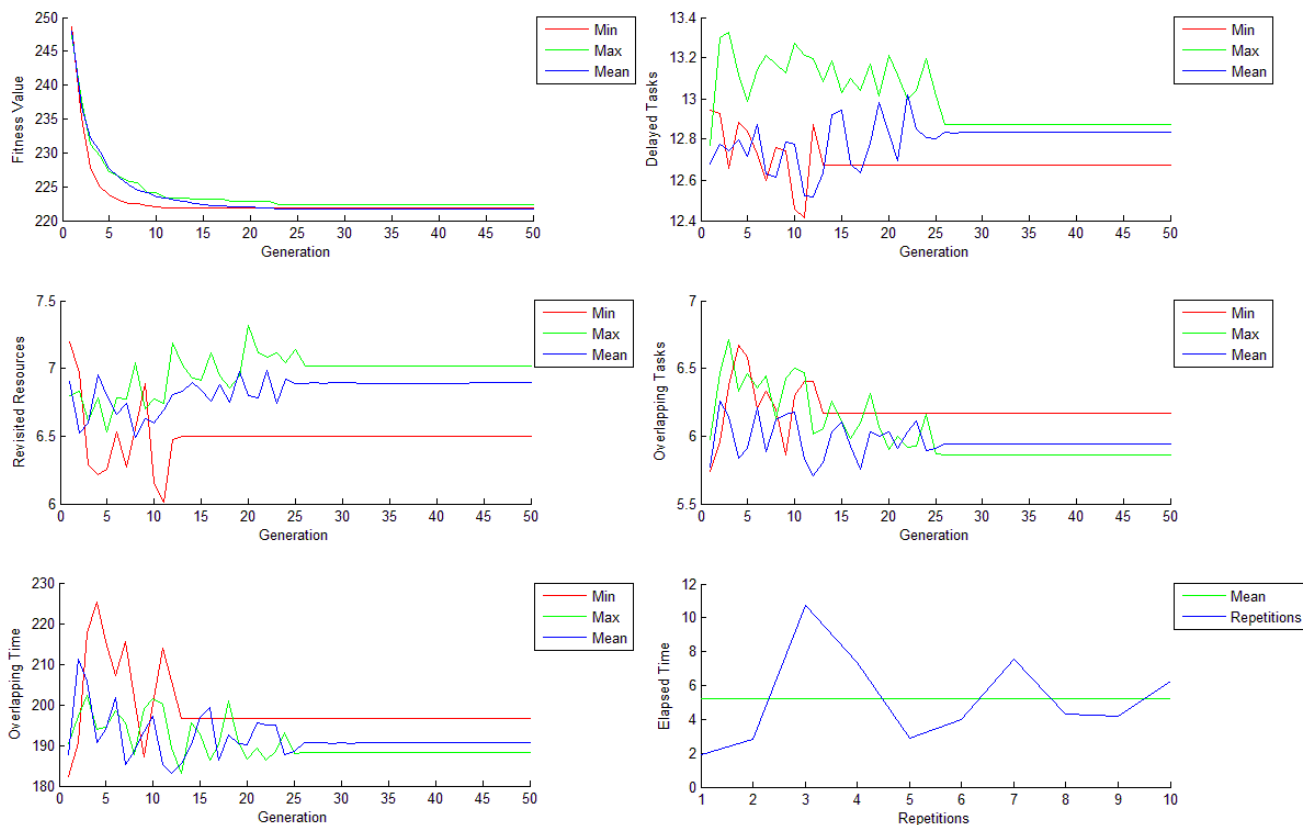


Σχήμα 4.2.β: Συνολική θεώρηση συστήματος με γενετικό αλγόριθμο με χρήση μεθόδου BMS

4.1.3 Αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων

Στην περίπτωση του αλγόριθμου PSO παρατηρείται διαφορετική συμπεριφορά. Αρχικά, παρατηρώντας την καμπύλη της συνάρτησης καταλληλότητας στο Σχήμα 4.3.α φαίνεται ότι η πορεία της είναι πιο ομαλή, ενώ ταυτόχρονα οι τρεις περιπτώσεις που απεικονίζονται έχουν πολύ μικρές διαφορές. Ο αλγόριθμος συγκλίνει λόγω του δεύτερου κριτηρίου σύγκλισης για όλες τις επαναλήψεις, κάτι που πρώτη φορά παρατηρείται για τους τρεις τύπους αλγορίθμων που μελετώνται.

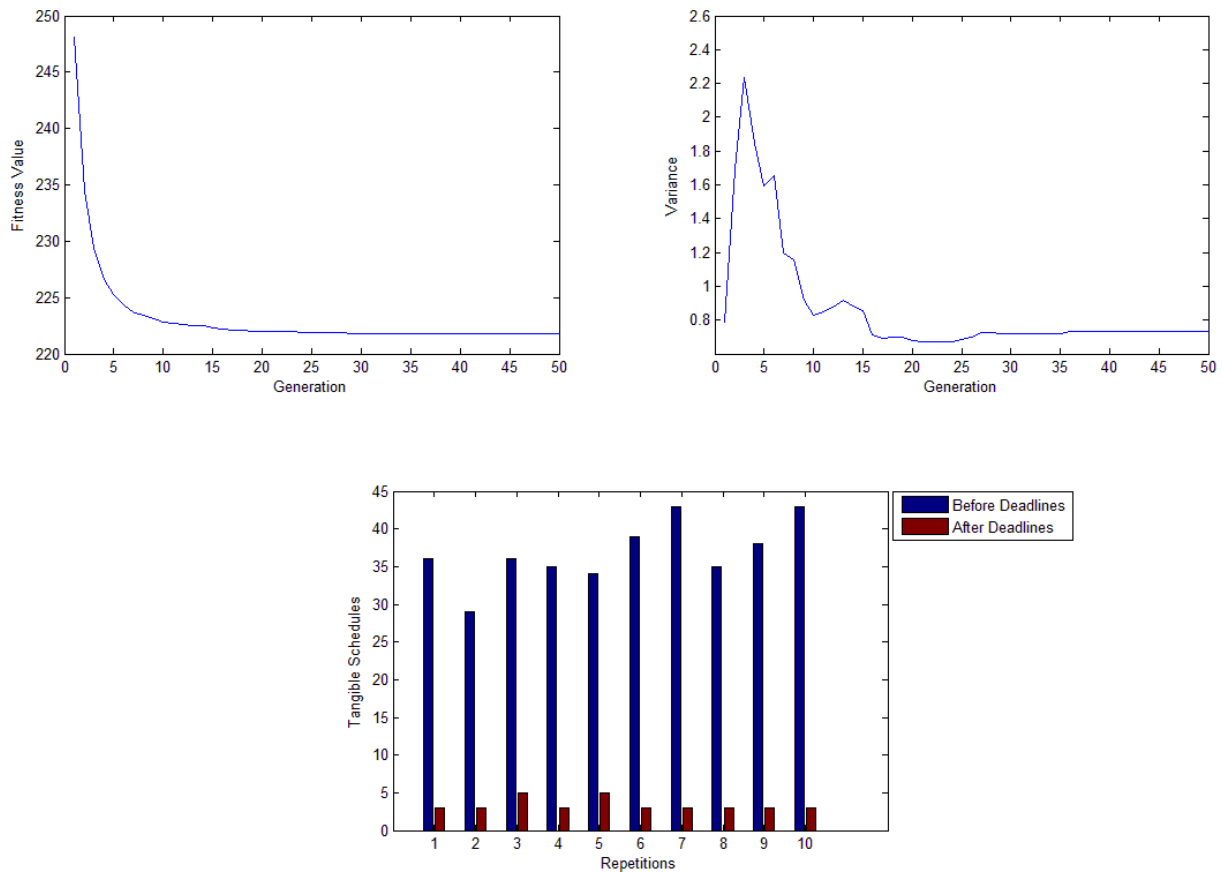
Ο χρόνος αλληλεπικαλύψεων που αντιστοιχεί σε μία αλληλεπικάλυψη κυμαίνεται σε ελαφρώς ανεβασμένα επίπεδα (85) από ότι στις άλλες δύο περιπτώσεις (80). Μία ακόμα πολύ σημαντική διαφορά είναι ότι ο υπολογιστικός φόρτος είναι σημαντικά μικρότερος από τις δύο προηγούμενες περιπτώσεις. Πιο συγκεκριμένα, ο πρώτος αλγόριθμος απαιτεί σχεδόν διπλάσιο υπολογιστικό φόρτο, ενώ ο δεύτερος είναι κατά μέσο όρο τρεις χρονικές μονάδες πιο απαιτητικός.



Σχήμα 4.3.α: Συνολική θεώρηση συστήματος με αλγόριθμο βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων

Στο Σχήμα 4.3.β δίνεται πιο ξεκάθαρα αυτό που αναλύθηκε νωρίτερα. Δηλαδή, φαίνεται ότι η διασπορά στη συνάρτηση καταλληλότητας ακολουθεί μεν την ίδια πορεία όπως στους άλλους δύο αλγόριθμους, όμως είναι μικρότερου εύρους.

Τέλος, μη λαμβάνοντας υπόψη τις προθεσμίες ο αλγόριθμος PSO παράγει περί τα 135 χρονοπρογράμματα, πολύ μεγαλύτερος αριθμός από ότι στις άλλες δύο περιπτώσεις. Από την άλλη πλευρά, μετά την εισαγωγή των προθεσμιών στο πρόβλημα, τα χρονοπρογράμματα αυτά μειώνονται δραστικά στα 26.

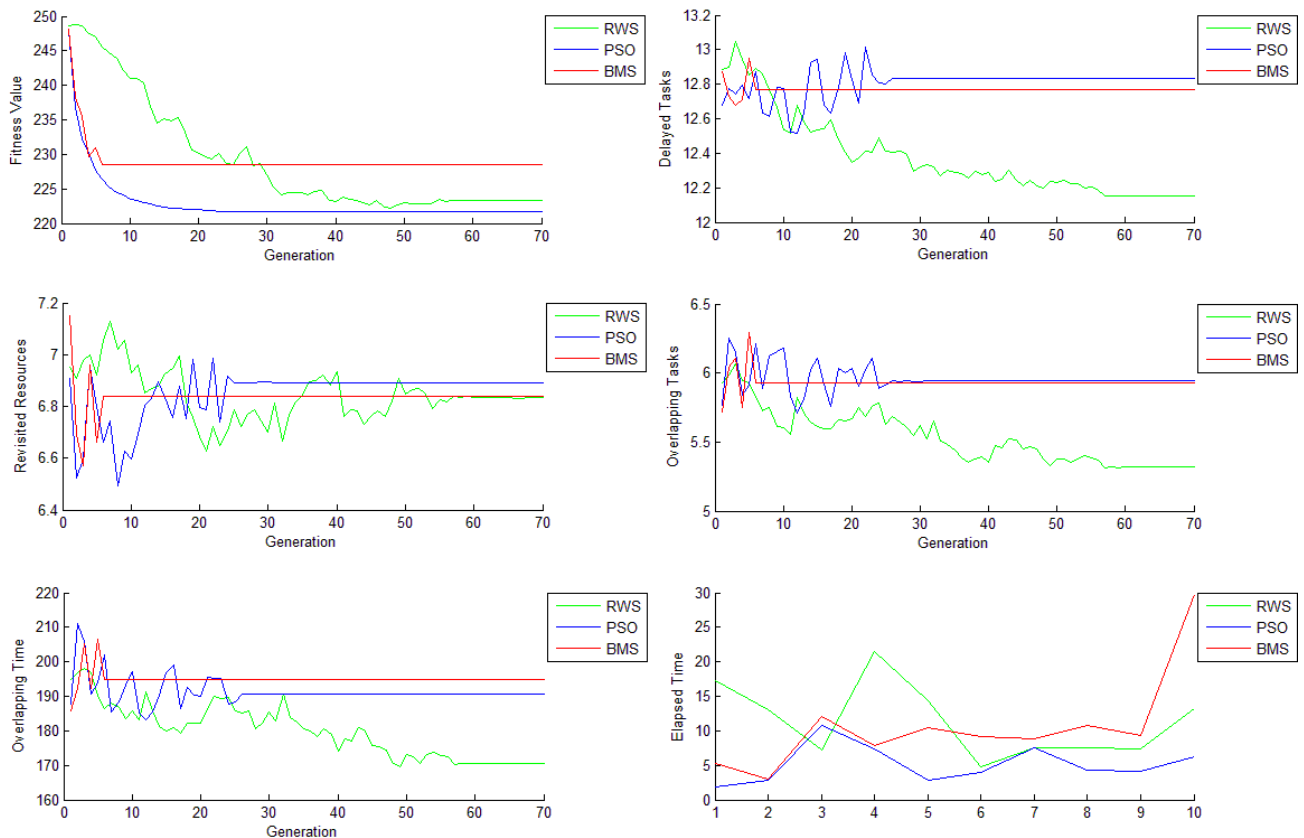


Σχήμα 4.3.β: Συνολική θεώρηση συστήματος με αλγόριθμο βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων

4.1.4 Συγκεντρωτικά αποτελέσματα

Στα Σχήματα 4.4.α και β δίνονται οι μέσες τιμές των αλγορίθμων στις μετρικές που σχολιάστηκαν. Έτσι, στον γενετικό αλγόριθμο παρατηρείται η αργότερη σύγκλιση αλλά βρίσκεται σε πολύ καλά ποσοστά σε σχέση με το στόχο (231 χρονικές μονάδες). Ο γενετικός με BMS έχει την ταχύτερη σύγκλιση αλλά ο μέσος όρος των δέκα επαναλήψεων μόλις που επιτυγχάνει το στόχο. Τέλος, ο αλγόριθμος PSO βρίσκεται στα καλύτερα επίπεδα σε σχέση με το στόχο και έχει αρκετά σύντομη σύγκλιση.

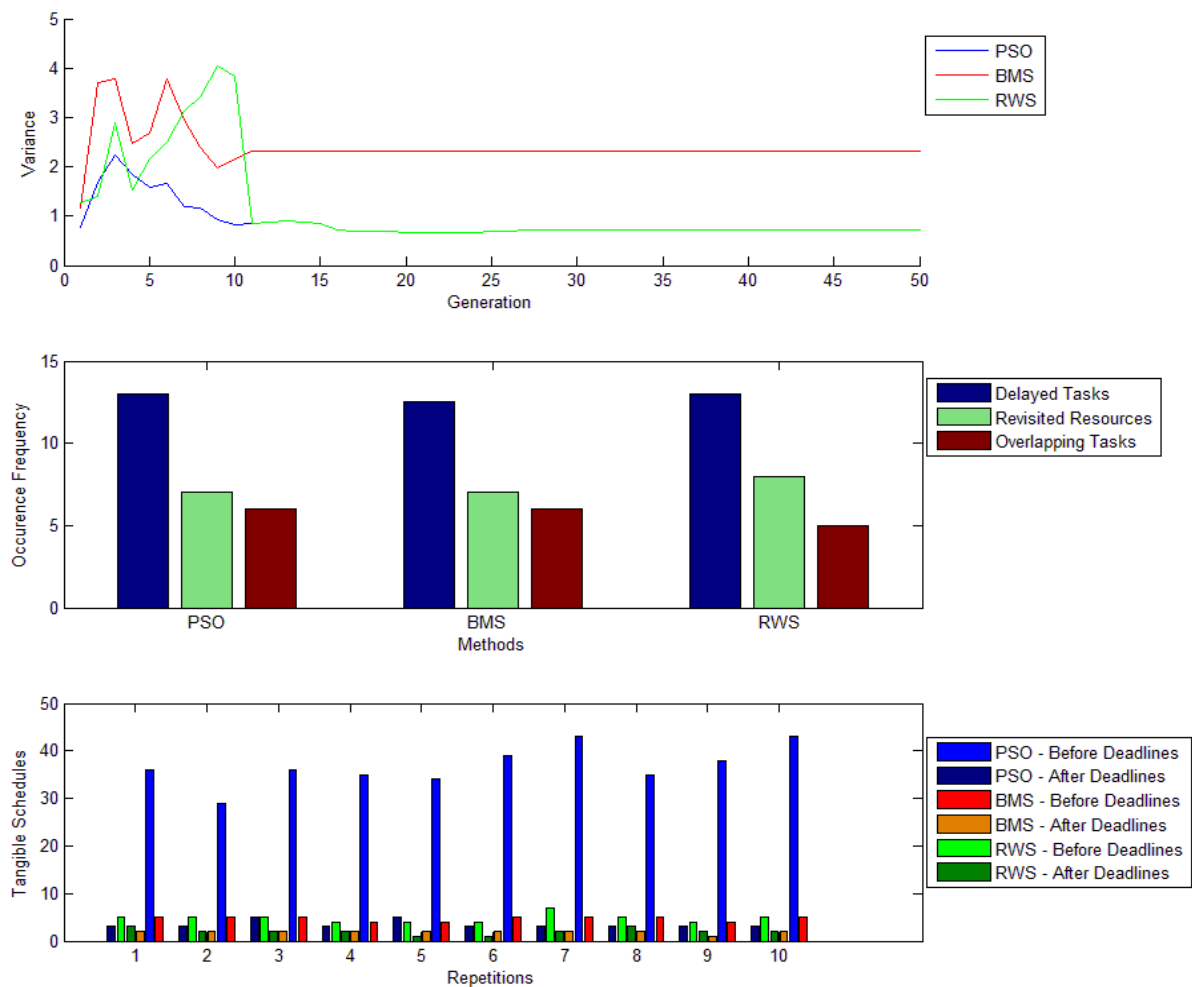
Κατά μέσο όρο παρατηρείται μειωμένο το φαινόμενο αναβολής των δραστηριοτήτων για τον γενετικό με RWS. Οι άλλες δύο μέθοδοι κυμαίνονται στα ίδια επίπεδα.



Σχήμα 4.4.α: Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για τρεις αλγόριθμους επίλυσης

Οι δύο παράγοντες στους οποίους συνίσταται το φαινόμενο αυτό φαίνεται ότι για το πρόβλημα των τριών εργασιών – τριών πόρων συμμετέχουν στα ίδια ποσοστά και για τις τρεις μεθόδους, με μία μικρή διαφορά για τον γενετικό με RWS όπου περισσότερες αναβολές συμβαίνουν λόγω αλληλεπικάλυψης δραστηριοτήτων. Το ίδιο παρατηρείται και για τον χρόνο αλληλεπικάλυψης όπου για την πρώτη μέθοδο που ερευνήθηκε αντιστοιχεί σε σημαντικά μικρότερο χρόνο, κατά 30 μονάδες από τις άλλες δύο μεθόδους. Ο υπολογιστικός φόρτος είναι, παρόλα αυτά, αυξημένος για την μέθοδο αυτή, ενώ για τον PSO είναι ο μικρότερος από όλες τις μεθόδους.

Η διασπορά στην αντικειμενική συνάρτηση καταλληλότητας είναι μεγαλύτερη (κατά τρεις φορές σχεδόν) στα στάδια της σύγκλισης για τον γενετικό που χρησιμοποιεί BMS. Στο δεύτερο σχήμα απεικονίζεται το ποσοστό στο οποίο συμμετέχουν οι αλληλεπικαλύψεις των δραστηριοτήτων και οι επανεπισκέψεις των πόρων στο φαινόμενο αναβολής δραστηριοτήτων. Τέλος, στο τρίτο σχήμα συγκεντρώνονται οι αριθμοί των χρονοπρογραμμάτων πριν και μετά τις προθεσμίες για τις τρεις μεθόδους.



Σχήμα 4.4.β: Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για τρεις αλγόριθμους επίλυσης

Στον Πίνακα 4.2 δίνονται συγκεντρωτικά κάποια αποτελέσματα για το πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού τριών εργασιών και τριών πόρων που αναλύθηκε παραπάνω για τις τρεις μεθόδους.

Πίνακας 4.2: Συγκεντρωτικά αριθμητικά αποτελέσματα για τις τρεις μεθόδους επίλυσης χρονοπρογραμματισμού τριών εργασιών σε τρεις πόρους

Methods	Time Elapsed (sec)	Tangible Schedules		Percentage	Convergence	Delayed Tasks	Revisited Resources (Percentage)	Overlapping Tasks (Percentage)
		Before Deadlines	After Deadlines					
PSO	5,3	130	24	18%	100%	13	6,5 (50%)	6,5 (50%)
BMS	18,5	47	19	8%	70%	13	7 (54%)	6 (46%)
RWS	10,2	49	18	37%	90%	12	7 (58%)	5 (42%)

4.2 ΠΡΟΒΛΗΜΑ JOB SHOP ΜΕ 10 ΕΡΓΑΣΙΕΣ

Στην ενότητα αυτή γίνεται μία προσπάθεια επίλυσης του προβλήματος χρονοπρογραμματισμού που χαρακτηρίζεται από δέκα εργασίες και δέκα πόρους. Οι χρόνοι έναρξης και λήξης επεξεργασίας των διαδικασιών είναι πραγματικοί χρόνοι επεξεργασίας, όχι συνθετικοί δηλαδή όπως της προηγούμενης ενότητας, και δίνονται στους Πίνακες 4.3.α και β.

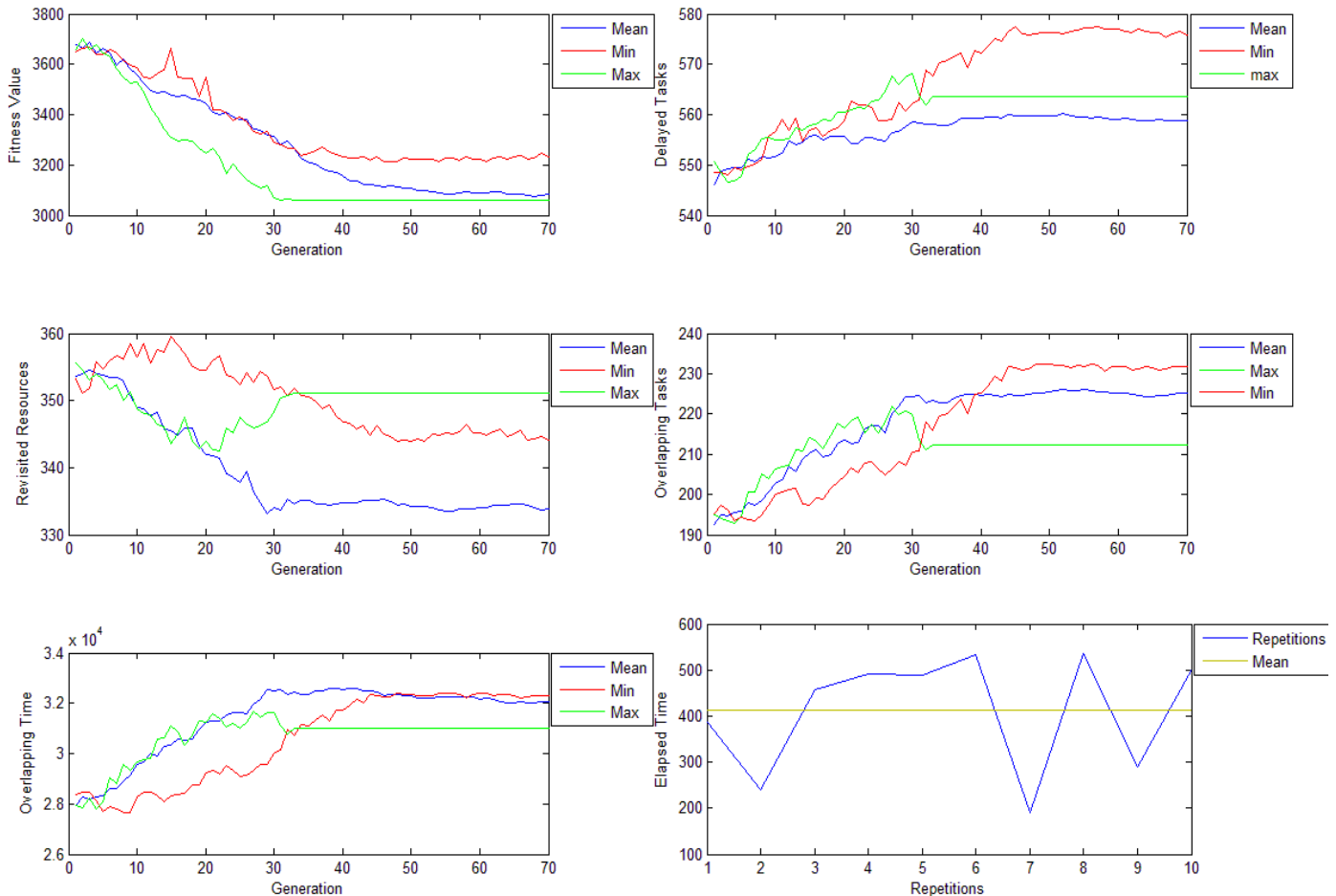
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4
ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

	Job 1		Job 2		Job 3		Job 4		Job 5	
Operations	ST	FT	ST	FT	ST	FT	ST	FT	ST	FT
1	1528	1661	1388	1918	12	75	1373	1606	320	440
2	932	1309	782	1051	1065	1075	138	242	1763	1904
3	1310	1405	1155	1387	1617	1795	998	1257	1905	1994
4	313	351	373	588	996	1064	2	127	3	319
5	1662	1950	14	311	1796	1932	375	749	714	726
6	352	931	1052	1154	76	995	750	991	1253	1472
7	76	251	1919	2096	1291	1616	128	137	1995	2006
8	252	312	2097	2339	1076	1236	243	374	727	1252
9	1406	1527	589	781	1237	1290	1258	1372	1473	1762
10	6	75	312	372	1933	2089	992	997	441	713

	Job 6		Job 7		Job 8		Job 9		Job 10	
Operations	ST	FT	ST	FT	ST	FT	ST	FT	ST	FT
1	411	749	62	598	1573	1717	1466	1566	965	1294
2	7	366	735	841	758	1124	9	253	2035	2141
3	750	879	599	734	732	757	418	711	2185	2409
4	2104	2246	842	1185	1275	1572	932	1191	1727	1940
5	1615	1809	1776	2291	4	212	840	931	1941	2034
6	880	1110	2292	2732	1718	1819	254	417	1295	1550
7	1810	2103	1334	1507	213	451	1379	1465	1551	1726
8	2247	2390	19	61	1820	1843	1192	1378	171	964
9	1111	1614	1508	1775	1125	1274	712	791	5	170
10	367	410	1186	1333	452	731	792	839	2142	2184

4.2.1 Γενετικός αλγόριθμος με Roulette Wheel Selection

Στα διαγράμματα αυτής της παραγράφου παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων που πραγματοποιήθηκαν για τον γενετικό αλγόριθμο που χρησιμοποιεί ως μέθοδο επιλογής γονέων τη μέθοδο της ρουλέτας.



Σχήμα 4.5.α: Συνολική θεώρηση συστήματος με γενετικό αλγόριθμο με χρήση μεθόδου Ρουλέτας

Στο Σχήμα 4.5.α απεικονίζεται η πορεία της συνάρτησης καταλληλότητας του αλγόριθμου κατά την εξέλιξη των γενεών. Στις δέκα επαναλήψεις που πραγματοποιήθηκε η προσομοίωση παράχθηκαν χρονοπρογράμματα των οποίων η μικρότερη διάρκεια διεκπεραίωσης ήταν περίπου 3040, η μεγαλύτερη περίπου 3220 χρονικές μονάδες ενώ ο μέσος όρος των δέκα επαναλήψεων ήταν 3080 χρονικές μονάδες.

Όσον αφορά στις αναβολές δραστηριοτήτων φαίνεται ότι το φαινόμενο εμφανίστηκε κατά μέσο όρο περίπου 560 φορές σε κάθε επανάληψη. Από τα επόμενα δύο διαγράμματα φαίνεται το κατά πόσο συμμετείχαν η επανεπισκεψιμότητα των πόρων και οι αλληλεπικαλύψεις των δραστηριοτήτων στη συχνότητα του φαινομένου. Πιο

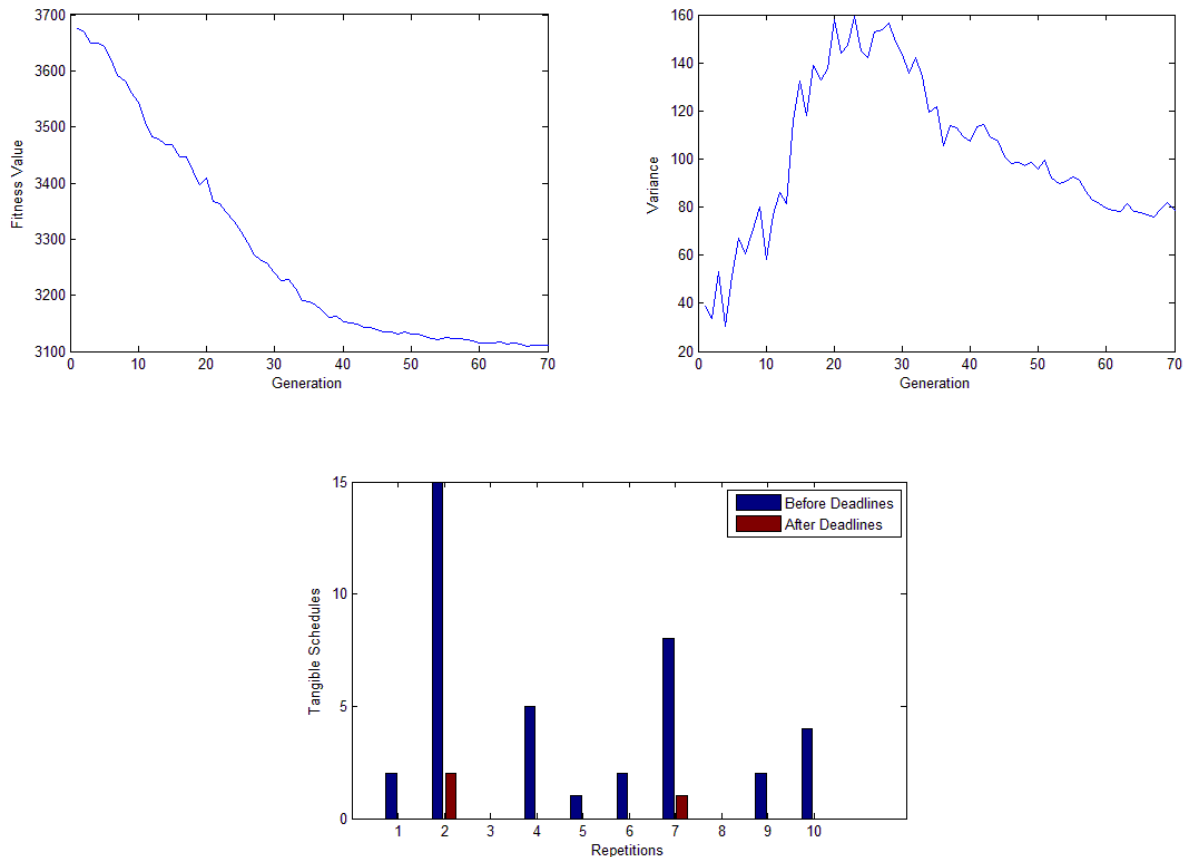
συγκεκριμένα, από τις 560 αναβολές των δραστηριοτήτων, οι 334 περίπου πραγματοποιήθηκαν επειδή δύο όμοιες διαδικασίες επισκέφθηκαν τον ίδιο πόρο και λόγω των παραδοχών του προβλήματος η δεύτερη από τις δύο διαδικασίες αναβλήθηκε, ενώ οι 226 περίπου έγιναν λόγω αλληλεπικαλύψεων των δραστηριοτήτων, δηλαδή όταν μία δραστηριότητα επισκέφθηκε έναν πόρο που ήταν απασχολημένος. Σε αυτό το διάγραμμα γίνεται περισσότερο ξεκάθαρο ότι η μείωση του χρόνου περάτωσης του έργου και οι αναβολές των δραστηριοτήτων είναι αντικρουόμενοι στόχοι.

Για τον αλγόριθμο αυτής της παραγράφου ο χρόνος που αντιστοιχεί σε μία αλληλεπικάλυψη είναι περίπου 137 χρονικές μονάδες, μικρός σχετικά χρόνος λαμβάνοντας υπόψη το γεγονός ότι οι διαδικασίες είχαν κατά μέσο όρο διάρκεια 208 χρονικές μονάδες.

Τέλος, ο υπολογιστικός φόρτος του αλγορίθμου διαμορφώθηκε κατά μέσο όρο στα 410 δευτερόλεπτα περίπου, δηλαδή κάθε επανάληψη χρειάστηκε περίπου επτά λεπτά για την υλοποίησή της. Οι διαφοροποίηση στον υπολογιστικό φόρτο οφείλεται στον χρόνο σύγκλισης των επαναλήψεων, δηλαδή οι επαναλήψεις για τις οποίες ο υπολογιστικός φόρτος ήταν μικρότερος από το μέσο όρο ήταν εκείνες οι οποίες συνέκλιναν.

Στο Σχήμα 4.5.β δίνεται ο μέσος όρος των συναρτήσεων καταλληλότητας των δέκα επαναλήψεων, ενώ στο δεύτερο σχήμα δίνεται η διασπορά που σημειώθηκε στον μέσο όρο αυτόν. Αρχικά οι δέκα επαναλήψεις εμφάνισαν μικρή διασπορά στη συνάρτηση καταλληλότητας ενώ στη συνέχεια η διασπορά αυτή τετραπλασιάστηκε, καταλήγοντας σε μία διασπορά της τάξης των 80 χρονικών μονάδων. Αυτό σημαίνει ότι για τις δέκα επαναλήψεις της ενότητας αυτής ο χρόνος διεκπεραίωσης των χρονοπρογραμμάτων εμφάνισε διασπορά περίπου 80 χρονικές μονάδες. Η σημασία της καμπύλης αυτής είναι στις πρώτες 35 γενεές που παρατηρείται αύξηση της διασποράς, ο γενετικός αλγόριθμος εξερεύνησε το πεδίο των πιθανών λύσεων ενώ στη συνέχεια ο πληθυσμός συνολικά προσπάθησε να πλησιάσει τη βέλτιστη λύση δίνοντας στην καμπύλη την φθίνουσα πορεία της. Στο τελευταίο σχήμα δίνεται ο αριθμός των χρονοπρογραμμάτων που παρήγαγε ο αλγόριθμος για κάθε μία από τις επαναλήψεις που πραγματοποιήθηκαν. Από τα 36 συνολικά χρονοπρογράμματα που ήταν εντός του 5% του στόχου, δηλαδή εμφάνισαν χρόνο διεκπεραίωσης των

χρονοπρογραμμάτων μικρότερο από τις 3040 χρονικές μονάδες, τα 3 ήταν δεν παρέβησαν τους περιορισμούς που έθεσαν οι προθεσμίες.

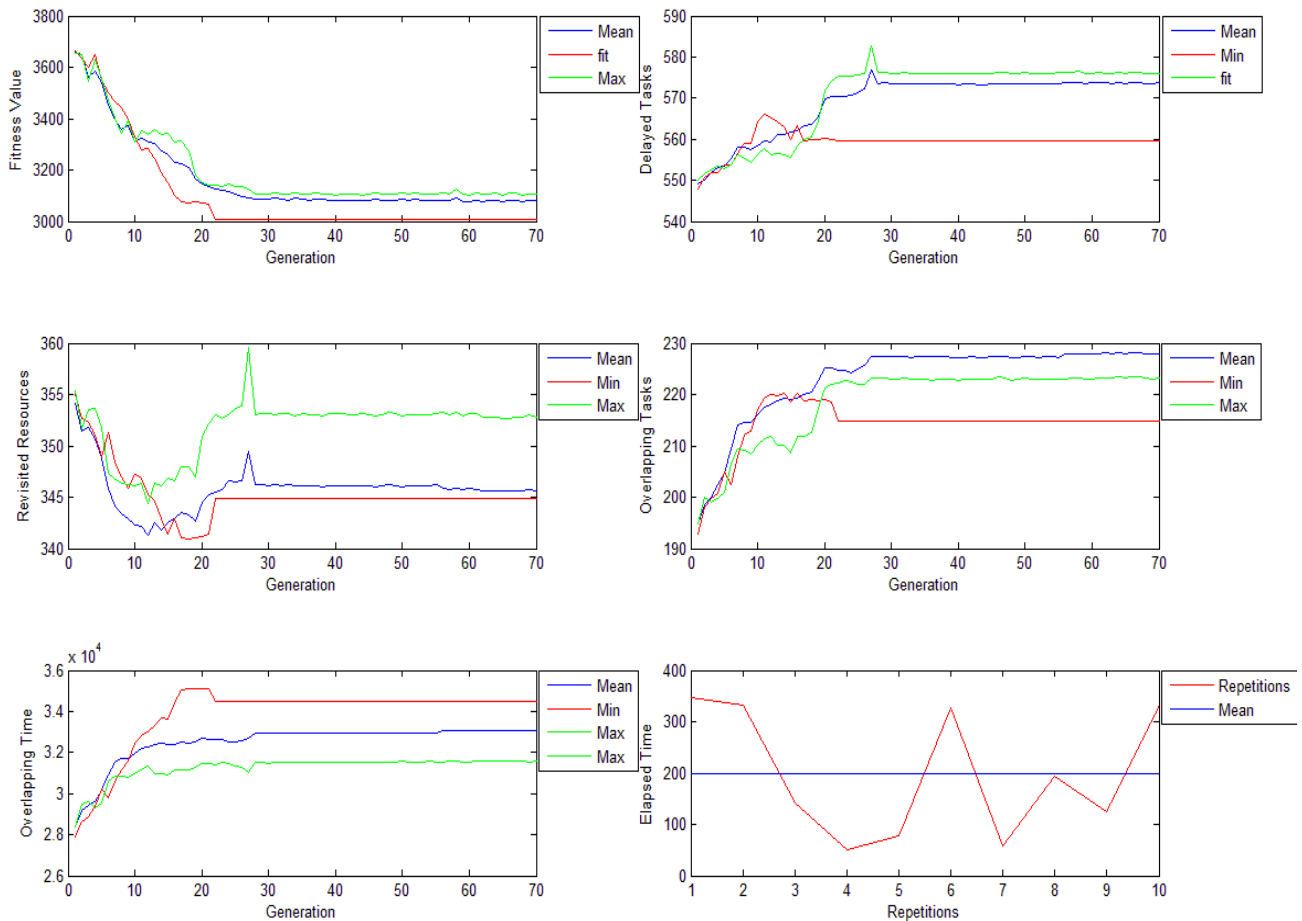


Σχήμα 4.5.β: Συνολική θεώρηση συστήματος με γενετικό αλγόριθμο με χρήση μεθόδου Ρουλέτας

4.2.2 Γενετικός αλγόριθμος με Better than Mean Selection

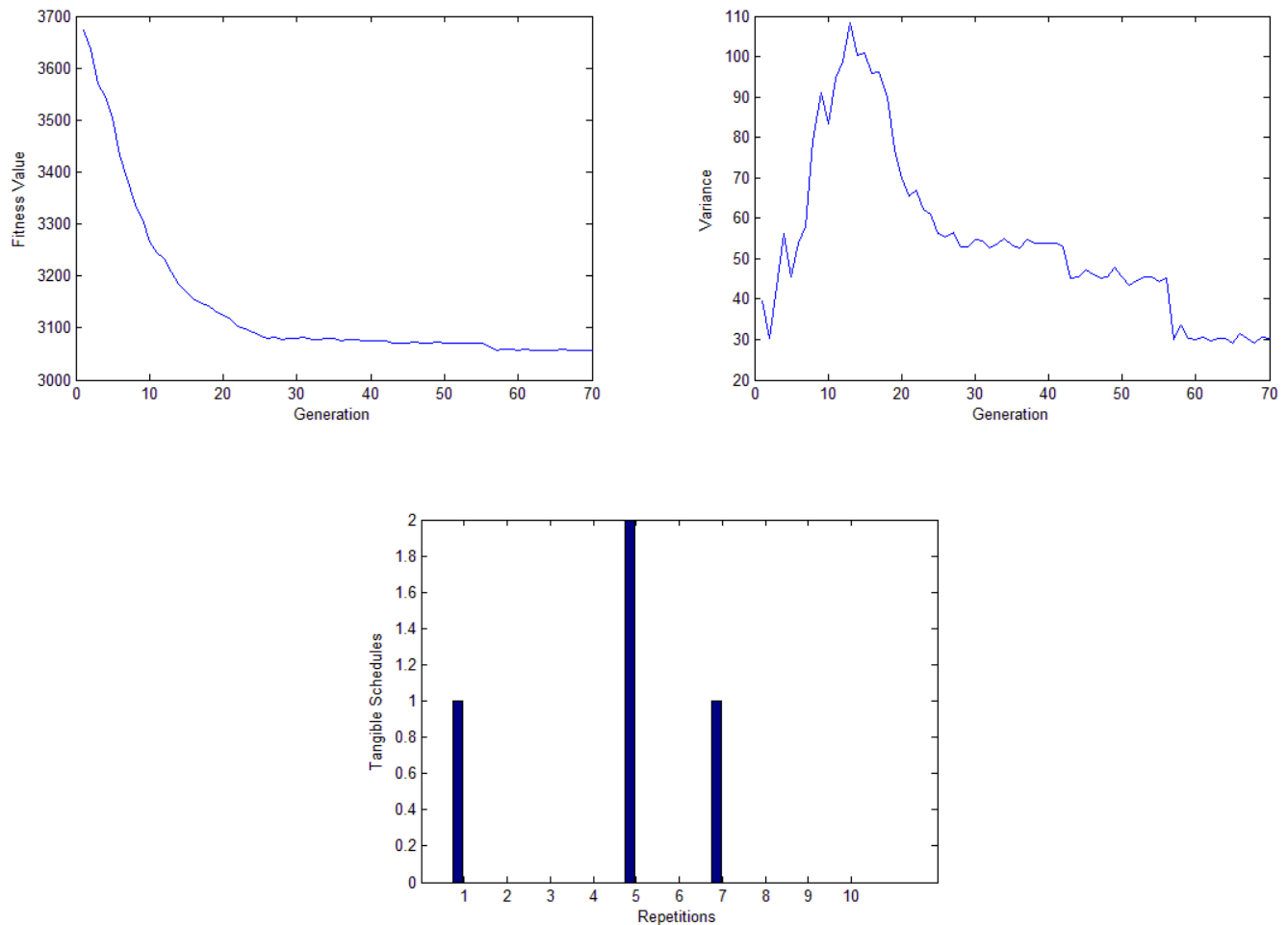
Για τον γενετικό αλγόριθμο αυτής της ενότητας οι αντίστοιχες πληροφορίες δίνονται στα Σχήματα 4.6.α και β. Η πορεία της αντικειμενικής συνάρτησης καταλληλότητας δίνεται στο πρώτο σχήμα, όπου φαίνεται ότι η μικρότερη διάρκεια περάτωσης χρονοπρογραμμάτων που σημειώθηκε είναι περίπου 3000 χρονικές μονάδες, ενώ ο μέσος όρος διαμορφώθηκε περίπου στις 3090 χρονικές μονάδες. Το φαινόμενο αναβολής δραστηριοτήτων και οι συμμετοχές της επανεπισκεψιμότητας των πόρων και των αλληλεπικαλύψεων των δραστηριοτήτων στο φαινόμενο αυτό είναι στα ίδια επίπεδα με τον γενετικό αλγόριθμο της προηγούμενης παραγράφου. Το ίδιο παρατηρείται για τον χρόνο που αντιστοιχεί σε μία αλληλεπικάλυψη. Ο χρόνος υλοποίησης των δέκα επαναλήψεων κυμάνθηκε κατά μέσο όρο στα 200 δευτερόλεπτα, ενώ ο προηγούμενος αλγόριθμος που μελετήθηκε στην παράγραφο 5.2.1 ήταν περίπου στα 410 δευτερόλεπτα. Ο γενετικός αλγόριθμος με τη μέθοδο

επιλογής που χρησιμοποιεί το μέσο όρο της συνάρτησης καταλληλότητας λιγότερο επιβαρυνμένος κατά το ήμισυ, σε σχέση με τον γενετικό αλγόριθμο που χρησιμοποιεί τη μέθοδο της ρουλέτας.



Σχήμα 4.6.α: Συνολική θεώρηση συστήματος με γενετικό αλγόριθμο με χρήση μεθόδου BMS

Στο Σχήμα 4.6.β δίνεται ο μέσος όρος και η διασπορά της αντικειμενικής συνάρτησης καταλληλότητας. Φαίνεται ότι η πορεία του μέσου όρου της συνάρτησης καταλληλότητας ακολουθεί φθίνουσα πορεία, όπως ήταν αναμενόμενο, ενώ αντίστοιχα η πορεία της καμπύλης της διασποράς είναι της ίδιας μορφής με την αντίστοιχη καμπύλη του προηγούμενου μοντέλου. Η πληροφορία αυτή, σε συνδυασμό με το τρίτο σχήμα που υποδεικνύει τον αριθμό των χρονοπρογραμμάτων με χρόνο περάτωσης μικρότερο από το 5% του στόχου, οδηγεί στο συμπέρασμα ότι ο γενετικός



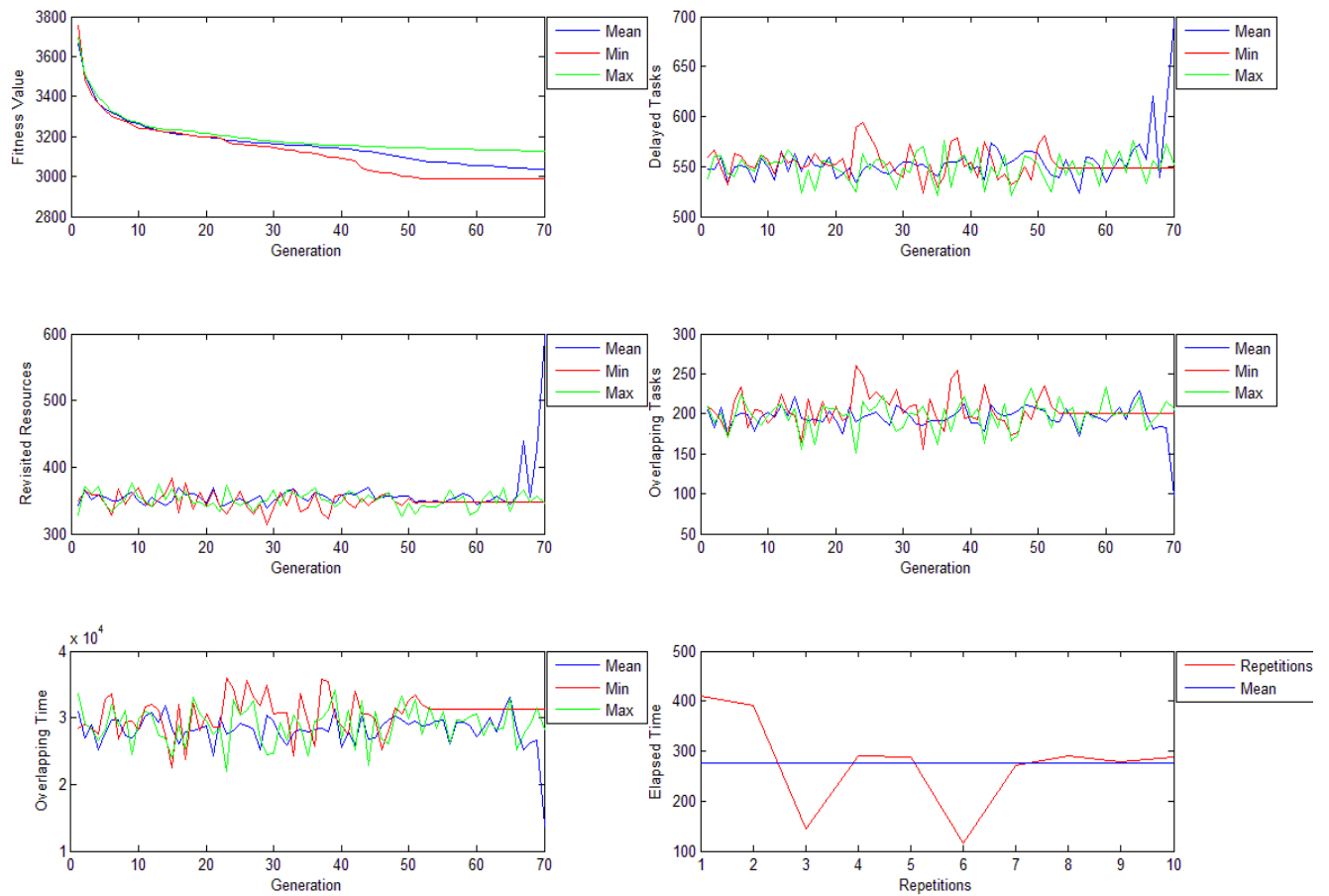
Σχήμα 4.6.β: Συνολική θεώρηση συστήματος με γενετικό αλγόριθμο με χρήση μεθόδου BMS

αλγόριθμος της παραγράφου δεν είναι κατάλληλος για προβλήματα χρονοπρογραμματισμού μεγάλης κλίμακας. Πιο συγκεκριμένα, ο αριθμός των χρονοπρογραμμάτων με επιθυμητό χρόνο περάτωσης ήταν τέσσερα, σημαντικά μικρότερος από τον αντίστοιχο του γενετικού αλγόριθμου της παραγράφου 5.1.1. Η πορεία της καμπύλης της διασποράς πληροφορεί πως ο γενετικός αλγόριθμος ακολουθεί τη διαδικασία της εξερεύνησης στο χώρο των λύσεων, χωρίς αυτό όμως τελικά να επηρεάζει την πορεία ή το αποτέλεσμα του μέσου όρου της συνάρτησης καταλληλότητας. Έτσι, ενώ ο αλγόριθμος πράγματι κάνει προσπάθεια εξερεύνησης των λύσεων, συγκλίνει τόσο σύντομα που δεν επιδέχεται αλλαγές. Προτείνει λοιπόν τέσσερα μόνο χρονοπρογράμματα από τα οποία κανένα δεν ικανοποιεί τους περιορισμούς των προθεσμιών, γεγονός που υποδεικνύει την πρόωρη σύγκλιση του αλγόριθμου.

4.1.3 Αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων

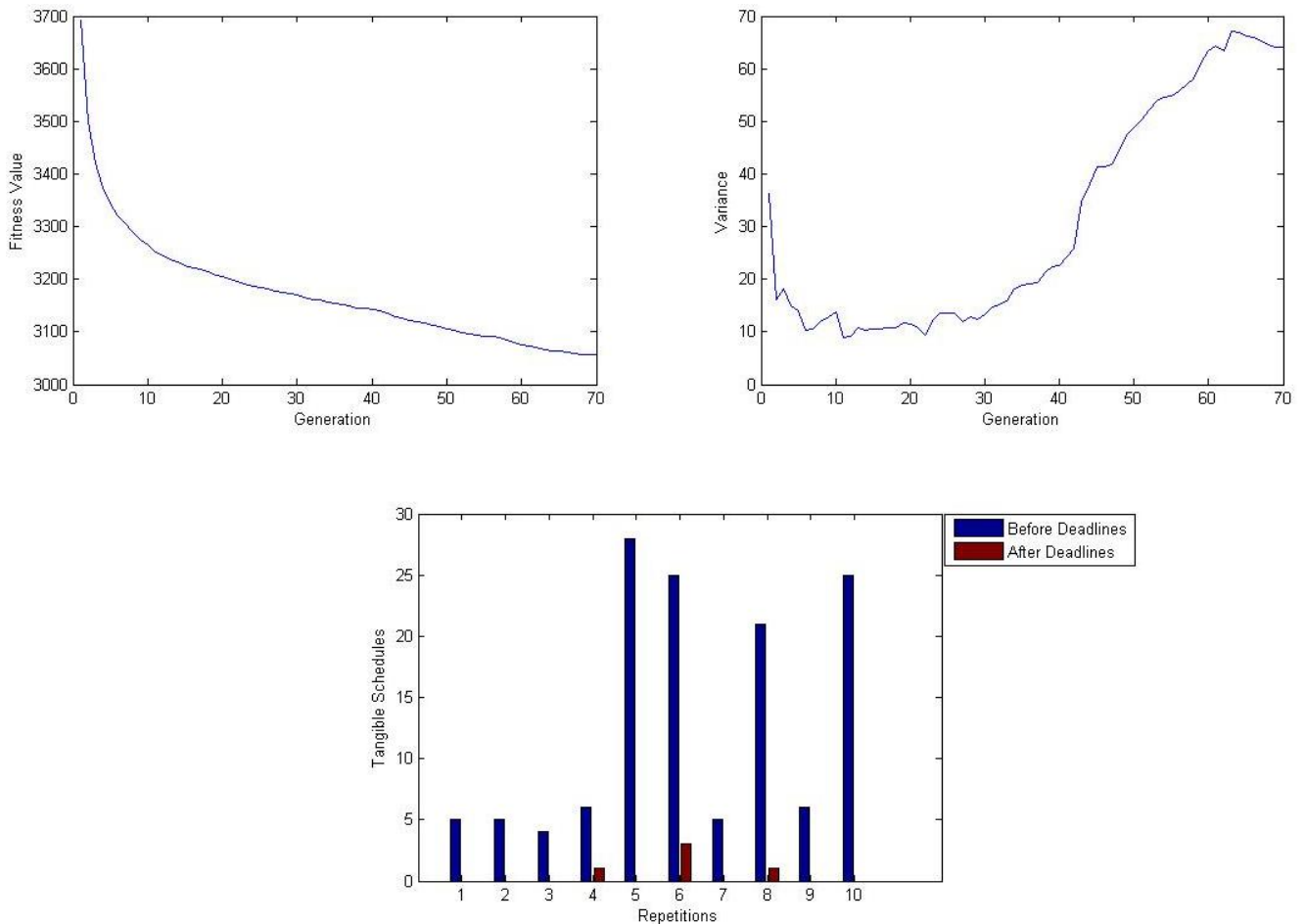
Για την περίπτωση του αλγόριθμου βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων παρατηρείται διαφορετική συμπεριφορά όπως διαπιστώνεται στα *Σχήματα 4.7.α και β*. Αρχικά, αναλύοντας την καμπύλη της συνάρτησης καταλληλότητας παρατηρείται πρωτίστως η επίτευξη μικρότερων τιμών περάτωσης των χρονοπρογραμμάτων. Έτσι, κατά μέσο όρο οι επαναλήψεις παράγουν χρονοπρογράμματα των οποίων η περάτωση είναι περίπου 3030 χρονικές μονάδες, ενώ η μικρότερη τιμή από τις δέκα επαναλήψεις είναι 2961 χρονικές μονάδες. Το φαινόμενο αναβολής δραστηριοτήτων συμβαίνει κατά μέσο όρο 550 φορές σε κάθε επανάληψη από τις οποίες οι 350 περίπου οφείλονται στην επανεπισκεψιμότητα των πόρων και οι 200 στις αλληλεπικαλύψεις δραστηριοτήτων. Ο χρόνος που αντιστοιχεί σε μία αλληλεπικάλυψη είναι 150 χρονικές μονάδες, κυμαίνεται δηλαδή στα ίδια επίπεδα με του προηγούμενους δύο αλγόριθμους.

Ο υπολογιστικός φόρτος του αλγόριθμου PSO είναι κατά μέσο όρο περίπου 280 δευτερόλεπτα, δηλαδή περίπου 4,5 λεπτά.



Σχήμα 4.7.α: Συνολική θεώρηση συστήματος με αλγόριθμο βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων

Στο επόμενο διάγραμμα φαίνεται πιο καθαρά ο μέσος όρος της αντικειμενικής συνάρτησης χρησιμότητας κατά τη διάρκεια της εξέλιξης, ενώ στο δεύτερο σχήμα αποτυπώνεται η διασπορά της.



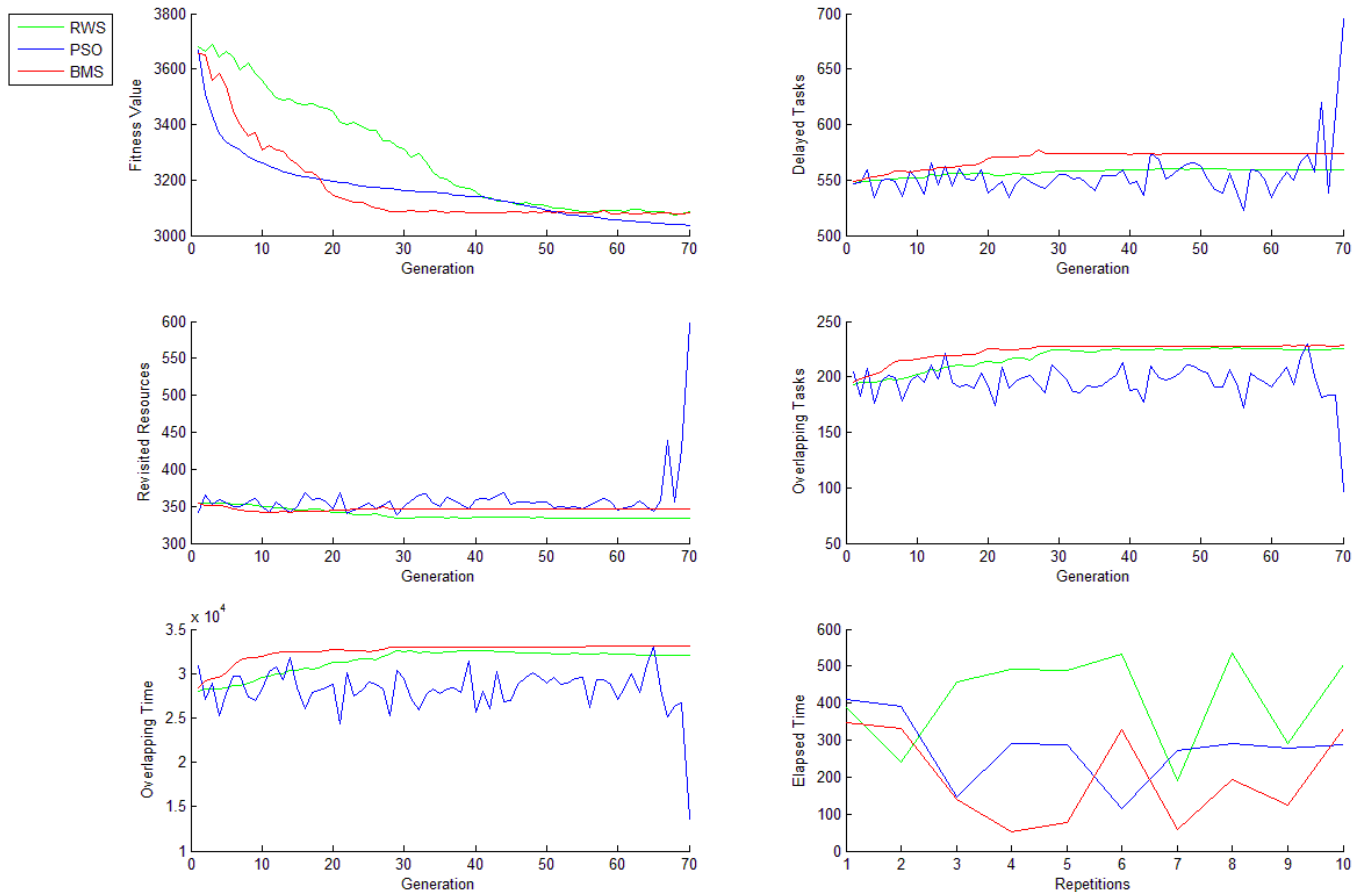
Σχήμα 4.7.β: Συνολική θεώρηση συστήματος με αλγόριθμο βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων

Σε αντίθεση με τις προηγούμενες μεθοδολογίες, ο αλγόριθμος PSO με το πέρασμα των γενεών αυξάνει τη διασπορά γεγονός που δίνει προτεραιότητα στην εξερεύνηση του χώρου των λύσεων σε μεγαλύτερο βαθμό από ότι οι προηγούμενες δύο μέθοδοι. Η αύξηση αυτή της διασποράς οφείλεται στον συντελεστή αδράνειας w που αναλύθηκε στο κεφάλαιο 4, ο οποίος καθορίστηκε ίσος με 1,1. Τέλος, παρουσιάζεται ο αριθμός των εφικτών χρονοπρογραμμάτων που παρήγαγε ο αλγόριθμος πριν και μετά την εισαγωγή των προθεσμιών (130 και 4 συνολικά, αντίστοιχα).

4.2.3 Συγκεντρωτικά Αποτελέσματα

Στα Σχήματα 4.8.α και β δίνονται συγκεντρωτικά οι μέσοι όροι των μεγεθών που σχολιάστηκαν νωρίτερα στην ενότητα για τις τρεις μεθόδους υπό μελέτη. Έτσι, φαίνεται πως οι δύο γενετικοί αλγόριθμοι καταλήγουν σε χρονοπρογράμματα ίδιων χρόνων περάτωσης, με τη διαφορά να έγκειται στην ταχύτητα προσέγγισής τους αφού ο γενετικός αλγόριθμος με χρήση της μεθόδου της ρουλέτας φτάνει στα

χρονοπρογράμματα αυτά κάποιες γενεές μετά τον αλγόριθμο με χρήση της μεθόδου επιλογής με βάση το μέσο όρο. Από την άλλη πλευρά, ο αλγόριθμος PSO καταλήγει σε χρονοπρογράμματα μικρότερων χρόνων περάτωσης.

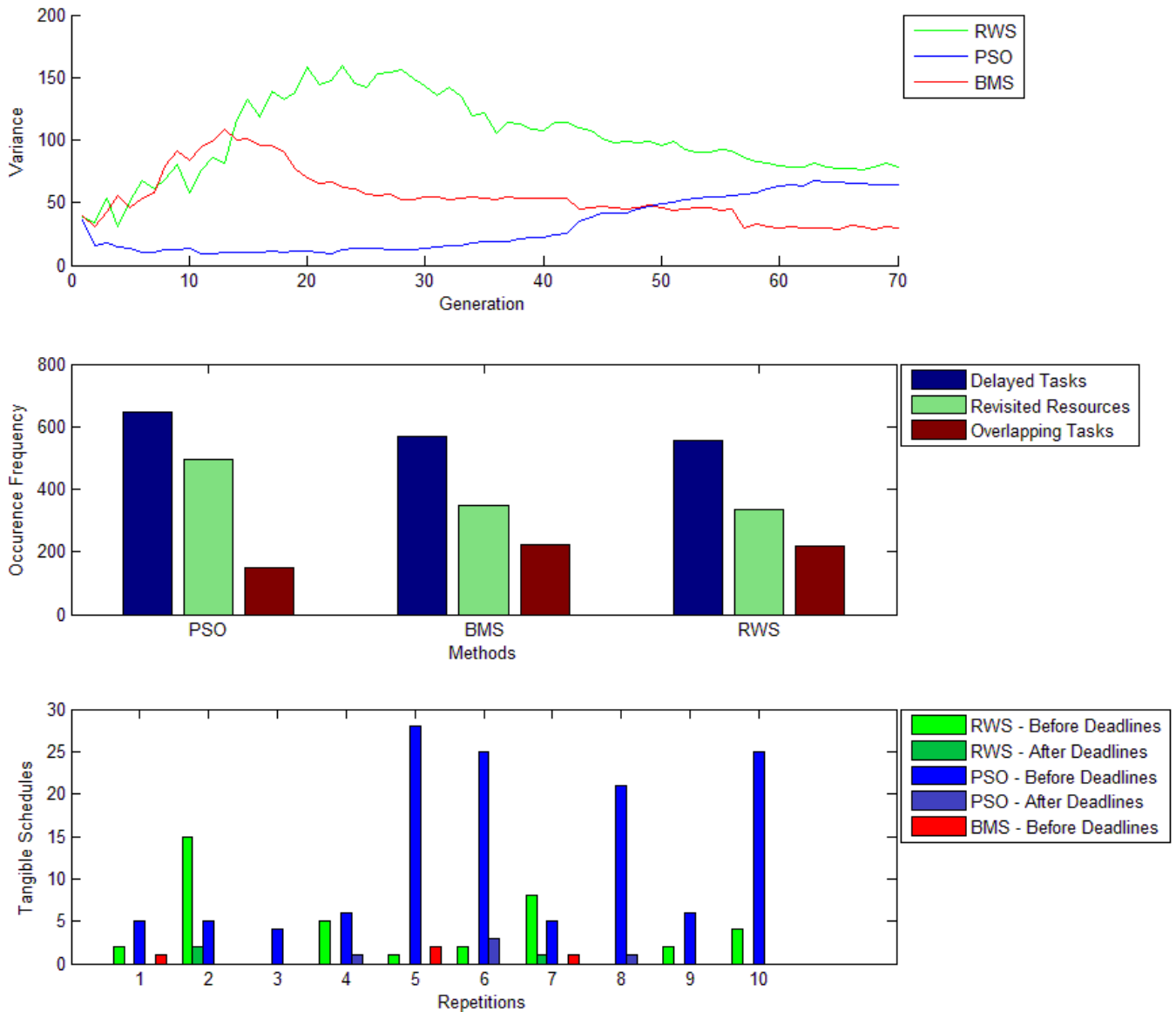


Σχήμα 4.8.α: Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για τρεις αλγόριθμους επίλυσης

Στο φαινόμενο αναβολής δραστηριοτήτων οι δύο γενετικοί αλγόριθμοι κυμαίνονται πάλι στα ίδια επίπεδα, ενώ η μέθοδος PSO αρχικά βρίσκεται στα ίδια επίπεδα ενώ από τη γενιά 70 και μετά αυξάνει τη συχνότητα του φαινομένου κατά 150 περίπου φορές. Μία σημαντική διαφορά στις μεθόδους αυτές είναι ο αριθμός των αλληλεπικαλύψεων που συμβαίνουν και το κατά πόσο αυτές συμμετέχουν στο φαινόμενο αναβολής δραστηριοτήτων. Για τους δύο γενετικούς δεν υπάρχουν διαφορές, ενώ για την μέθοδο PSO φαίνεται πως τόσο αρχικά, όσο και μετά την αύξηση της συχνότητας αναβολών δραστηριοτήτων, οι αλληλεπικαλύψεις συμμετέχουν λιγότερο. Το ίδιο συμβαίνει και με τους γενετικούς αλγόριθμους με τη διαφορά ότι στον αλγόριθμο PSO η συμμετοχή των αλληλεπικαλύψεων είναι αισθητά μικρότερη. Ο χρόνος αλληλεπικαλύψεων ακολουθεί το ίδιο μοτίβο, δηλαδή κατά

μέσο όρο στη μέθοδο PSO ο χρόνος αλληλεπικαλύψεων είναι σχετικά μικρότερος από τις άλλες δύο μεθόδους.

Όσον αφορά στον υπολογιστικό φόρτο φαίνεται ότι ο γενετικός αλγόριθμος RWS είναι πιο επιβραδυμένος από τις άλλες δύο μεθόδους, ενώ ο γενετικός αλγόριθμος BMS φαίνεται να είναι ο λιγότερο επιβραδυμένος.



Σχήμα 4.8.β: Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για τρεις αλγόριθμους επίλυσης

Στο πρώτο διάγραμμα του Σχήματος 4.8.β δίνονται οι διασπορές των συναρτήσεων καταλληλότητας των τριών μεθόδων. Η σημαντικότερη πληροφορία είναι ότι σε αντίθεση με τους δύο γενετικούς, η διασπορά για την μέθοδο PSO ακολουθεί αύξουσα πορεία στο μεγαλύτερο κομμάτι της εξέλιξης, δηλαδή προωθεί περισσότερο την αναζήτηση λύσεων σε σχέση με την εκμετάλλευση αυτών που έχει ήδη βρει.

Στο δεύτερο διάγραμμα δίνεται η συχνότητα αναβολής δραστηριοτήτων, αλλά και το πόσο αυτό επηρεάζεται από την επανεπισκεψιμότητα των πόρων και τις αλληλεπικαλύψεις των δραστηριοτήτων.

Τέλος, δίνεται ο αριθμός των χρονοπρογραμμάτων που παράχθηκαν από κάθε αλγόριθμο πριν και μετά την εισαγωγή των προθεσμιών. Είναι σημαντικό να τονιστεί ξανά ότι η μέθοδος BMS δεν παρήγαγε κανένα εφικτό χρονοπρόγραμμα που να ικανοποιεί τους περιορισμούς των προθεσμιών.

Όλα τα παραπάνω συμπεράσματα δίνονται για μεγαλύτερη κατανόηση στον παρακάτω Πίνακα 4.4.

Πίνακας 4.4: Συγκεντρωτικά αριθμητικά αποτελέσματα για τις τρεις μεθόδους επίλυσης χρονοπρογραμματισμού τριών εργασιών σε τρεις πόρους

Methods	Time Elapsed (sec)	Tangible Schedules		Percentage	Convergence	Delayed Tasks	Revisited Resources (Percentage)	Overlapping Tasks (Percentage)	Overlapping Time
		Before Deadlines	After Deadlines						
PSO	277	130	4	3%	100%	645	497 (77%)	148 (23%)	144
RWS	412	36	3	8%	40%	557	337 (61%)	220 (39%)	143
BMS	197	4	0	0%	60%	570	346 (60%)	224 (40%)	145

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

5.1 ΓΕΝΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην παρούσα διπλωματική εργασία έγινε μία προσέγγιση του προβλήματος χρονοπρογραμματισμού εργασιών και πραγματοποιήθηκε μία προσπάθεια επίλυσής του αξιοποιώντας τις δυνατότητες των γενετικών αλγόριθμων και του αλγόριθμου βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων. Σκοπός της εργασίας αυτής ήταν, εκτός από την κατανόηση του τρόπου λειτουργίας των αλγορίθμων και των δυσκολιών που προκύπτουν κατά την επίλυση του προβλήματος, η σωστή εκμετάλλευση των πόρων του προβλήματος, δοθέντων των διαστάσεων και των χρόνων επεξεργασίας των εργασιών. Στόχος των αλγόριθμων ήταν η ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου περάτωσης του έργου (makespan). Για την εκπλήρωση των στόχων αυτών ήταν απαραίτητη η μελέτη πολλών άρθρων που αφορούν στους γενετικούς αλγόριθμους και στον αλγόριθμο βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων, στην παραμετροποίησή τους αλλά και στην εφαρμογή τους σε προβλήματα χρονοπρογραμματισμού εργασιών.

Για να είναι εφικτή η αξιολόγηση και η σύγκριση των αλγόριθμων χρησιμοποιήθηκαν από ευρέως γνωστές τεχνικές, όπως καμπύλες αντικειμενικής συνάρτησης καταλληλότητας και διασπορά αυτής και αριθμός παραγόμενων χρονοπρογραμμάτων πριν και μετά την εισαγωγή προθεσμιών, έως λιγότερο χρησιμοποιημένες μετρικές όπως η συχνότητα αναβολής δραστηριοτήτων, ποσοστό αλληλεπικαλύψεων και χρόνος αλληλεπικαλύψεων. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι τόσο σε μικρής όσο και σε μεγάλης κλίμακας προβλήματα ο αλγόριθμος PSO είναι ο περισσότερο αποτελεσματικός αλγόριθμος. Ακόμη, στην περίπτωση χρήσης γενετικών αλγόριθμων περισσότερο αποδοτική είναι η χρήση της μεθόδου της ρουλέτας ως μέθοδο επιλογής γονέων σε σύγκριση με την άλλη μέθοδο επιλογής που μελετήθηκε στο τρίτο κεφάλαιο. Συνολικά, ο αλγόριθμος PSO με χρήση του βάρους αδράνειας μπορεί να βοηθήσει στη δημιουργία εφικτών χρονοπρογραμμάτων και να αποτελέσει αξιολογη βοήθεια στον διαχειριστή έργων.

Σε αυτό το σημείο πρέπει να καταγραφούν κάποιες δυσκολίες που αντιμετωπίστηκαν κατά την επίλυση του προβλήματος. Συγκεκριμένα, παρατηρήθηκε δυσκολία στην εύρεση εφικτής λύσης στο σενάρια με έργα πολλών διεργασιών. Αναλυτικότερα, με την αύξηση του πλήθους των διεργασιών που συνιστούν σε μία εργασία, ανάλογα αυξάνονται οι διαστάσεις του χώρου αναζήτησης λύσεων και άρα ο χώρος που απαιτείται να καλύψει ο πληθυσμός του γενετικού ή το σμήνος σωματιδίων αυξάνεται εξίσου. Έτσι, δυσκολεύεται η εξελικτική ικανότητα του σμήνους με αποτέλεσμα τη μείωση της παραγωγής εφικτών χρονοπρογραμμάτων.

5.2 ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ

Η απόδοση των αλγόριθμων θα μπορούσε να αυξηθεί σημαντικά εάν αντιμετωπιζόταν το πρόβλημα που αναφέρθηκε στην τελευταία παράγραφο. Πιο συγκεκριμένα, τόσο ο γενετικός αλγόριθμος όσο και ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων ξεκινούν με αρχικοποίηση του πληθυσμού τοποθετώντας τα μέλη και τα σωματίδια αντίστοιχα σε τυχαίες θέσεις. Δεδομένου όμως του εύρους του χώρου των λύσεων δεν εξασφαλίζεται έτσι ότι θα καλυφθεί ο χώρος αναζήτησης, δοθείσας της τυχειότητας που χαρακτηρίζει τους αλγόριθμους αυτούς. Θα μπορούσε για το λόγο αυτό να χρησιμοποιηθεί κάποια τεχνική για αποτελεσματικότερη κατανομή των πληθυσμών στο χώρο κατά την αρχικοποίησή τους, προωθώντας έτσι την αποδοτικότερη αναζήτηση στο χώρο των λύσεων.

Εν συνεχεία, μία ακόμη αισιόδοξη προοπτική είναι η χρήση μίας παραλλαγής του αλγόριθμου βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων. Συγκεκριμένα, θεωρείται ότι ο αλγόριθμος PSO με πολλαπλούς στόχους δυνητικά θα έχει καλύτερα αποτελέσματα αφού, όπως διαπιστώθηκε στο πέμπτο κεφάλαιο, στην πλειονότητα των περιπτώσεων δύο μετρικές αξιολόγησης των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν (συνολικός χρόνος περάτωσης έργου και συχνότητα αναβολής δραστηριοτήτων) συγκρούονται.

Τέλος, στην έρευνα αυτή έγινε μία προσπάθεια επίλυσης του κλασικού προβλήματος χρονοπρογραμματισμού εργασιών το οποίο, όπως τονίστηκε στο εισαγωγικό κεφάλαιο, δεν αντικατοπτρίζει πλέον επαρκώς την πραγματικότητα. Έτσι, ήδη έχουν αρχίσει να γίνονται προσπάθειες επίλυσης προβλημάτων χρονοπρογραμματισμού εργασιών στα οποία συνυπολογίζεται ο χρόνος προετοιμασίας των πόρων πριν την επεξεργασία, η πιθανότητα κατάρρευσης ή βλάβης των πόρων και λαμβάνονται

υπόψη προβλήματα στα οποία οι εργασίες δεν είναι μη διακοπτόμενες και συνεκτιμάται το επείγον των εργασιών.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Chayong, Zhang, Rao Yunqing, και Li Peigen. «An effective hybrid genetic algorithm for the job shop scheduling problem.» *The International Journal of Advanced Manufacturing Tecnology*, n.d.: 965-974.
- Chen, H., J. Ihlow, και C. Lehmann. «A genetic Algorithm for flexible job-shop scheduling problems.» *IEEE International Conference on Roborics and Automation*, 1999: 1120-1125.
- Fan, Kun, και Ren-qian Zhang. «An analysis of research in job shop scheduling problem (200-2009).» *IEEE International Conference on Advanced Management Science (ICAMS)*, 9-11 July 2010: 282-288.
- Garey, M.R., D. S. Johnson, και R. Sethi. «The Complexity of Flowshop and Jobshop Scheduling.» *Methematics of Operations Research*, 1996: 117-129.
- Jain, A. S., και S. Meeran. «Deterministic job-shop scheduling: Past, present and future.» *European Journal of Operational Research*, 1999: 290-434.
- Kennedy , J., και R. Eberhart. «Particle Swarm Optimization.» *International Conference on Neural Networks*, 1995: 1942-1948.
- Shi, Y., και R. C. Eberhart. «A new particle swarm optimizer.» *Proceedings of IEEE internation conference on evolutionary computation*, 1998: 69-73.
- . «Parameter selection in particle swarm optimization.» *Proceedings on Evolutionary programming VII*, 2000: 591-600.
- Tadei, Roberto, Giuseppe Volta, και Federico Della Croce. «A genetic algorithm for the job shop problem.» *Computers and Operations Research*, 1995: 15-24.
- Trelea, I. C. «The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection.» *Information Processing Letters*, 2003: 317-325.
- Vela, Camino, Ramiro Varela , και Miguel Gonzalez. «Local search and genetic algorithm for the jjob shop scheduling problem with the sequence dependent setup times.» *Journal of Heuristics*, 2010: 139-165.
- Wang, L., και D. Zheng. «A modified Genetic Algorithm for Job Shop Scheduling.» *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, n.d.

Ying, Tan, Shi Yuhui, Tang Jianchao, Zhang Guoji, Lin Binbin, και Zhang Bixi. *A Hybrid PSO/GA algorithm for Job Shop Scheduling Problem*. Τόμ. 6145. Springer Berlin, 2010.