Εικόνα που περιέχει κείμενο, γραμματοσειρά, λογότυπο, γραφικά

Περιγραφή που δημιουργήθηκε αυτόματα

Διπλωματική Εργασία

**«Το πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού**

**κατανεμημένων ροών εργασιών βάσει**

**μεταθέσεων με περιορισμούς ημερομηνιών**

**τερματισμού εργασιών»**

**«Distributed Permutation Flow-shop**

**Scheduling Problem with Due Dates»**

ΚΙΟΣΣΕΣ ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ

ΑΜ:163

Επιβλέπων καθηγητής: Γκόγκος Χρήστος

**ΠΕΡΙΛΗΨΗ**

Ο χρονοπρογραμματισμός (scheduling, timetabling) είναι ένα ερευνητικό πεδίο με πολλές πρακτικές εφαρμογές στη βιομηχανία, στις μεταφορές, στον κατασκευαστικό κλάδο, στο λογισμικό των ηλεκτρονικών υπολογιστών και αλλού. Η δε σημασία της αποδοτικής επίλυσης προβλημάτων χρονοπρογραμματισμού έχει οδηγήσει στην ανάπτυξη πολλών τεχνικών αντιμετώπισης των σχετικών προβλημάτων.

Στην παρούσα διπλωματική θα εξεταστεί το γνωστό πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού Distributed Permutation Flow-shop Scheduling Problem with Due Dates και θα επιδιωχθεί η παραγωγή ανταγωνιστικών αποτελεσμάτων με τα State of the Art αποτελέσματα που εντοπίζονται στη βιβλιογραφία.

Η εργασία θα αναλύσει το πρόβλημα, θα μελετήσει τη βιβλιογραφία και θα εξετάσει διάφορες προσεγγίσεις επίλυσης του προβλήματος. Θα αναπτυχθεί κώδικας ικανός να παράξει ολοκληρωμένες λύσεις. Θα χρησιμοποιηθούν βιβλιοθήκες καθώς και εξειδικευμένοι επιλυτές (π.χ. επιλυτής προγραμματισμού με περιορισμούς κ.α.) έτσι ώστε να επιτευχθούν λύσεις υψηλής ποιότητας για δημόσια διαθέσιμα προβλήματα.

**ABSTRACT**

Scheduling (timetabling) is a research field with many practical applications in industry, transport, construction and computer software. The importance of efficiently solving scheduling problems has led to the development of many techniques for dealing with the related problems.

In this thesis, the well-known Distributed Permutation Flow-shop Scheduling Problem with Due Dates will be considered and will aim to produce competitive results with the State of the Art results found in the literature.

The paper will analyze the problem, study the literature and examine various approaches to solving the problem. Code capable of generating complete solutions will be developed. Libraries as well as specialized solvers (e.g., constraint programming solver, etc.) will be used in order to achieve high quality solutions for publicly available problems.

Περιεχόμενα

[1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ 5](#_Toc184590930)

[2. ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΦΟΡΑ 6](#_Toc184590931)

[3. ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ 8](#_Toc184590932)

[3.1 Κατηγορίες Χρονοπρογραμματισμού 8](#_Toc184590933)

[3.1.1 Job Shop Problem 8](#_Toc184590934)

[3.1.2 Flow Shop Problem 9](#_Toc184590935)

[3.2 PFSP 10](#_Toc184590936)

[3.3 DPFSP 12](#_Toc184590937)

[4. ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ 14](#_Toc184590938)

[4.1 Περιορισμοί Και Σημάνσεις 14](#_Toc184590939)

[4.1.1 Δείκτες 14](#_Toc184590940)

[4.1.2 Παράμετροι 14](#_Toc184590941)

[4.1.3 Μεταβλητή απόφασης 14](#_Toc184590942)

[4.2 MILP 16](#_Toc184590943)

[4.3 Αριθμητική απεικόνιση 17](#_Toc184590944)

[5. ΤΡΟΠΟΙ ΑΝΤΙΜΕΤΩΠΙΣΗΣ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ 19](#_Toc184590945)

[5.1 Ευρετικές Μέθοδοι 19](#_Toc184590946)

[5.1.1 Ο Αλγόριθμος NEH 19](#_Toc184590947)

[5.1.1.1 Βελτιωμένος Αλγόριθμος NEH\_F 24](#_Toc184590948)

[5.1.3 Ο Αλγόριθμος TABOO Search 29](#_Toc184590949)

[5.1.2 Ο Αλγόριθμος NEHedd 31](#_Toc184590950)

[6. ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΚΑΙ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ 34](#_Toc184590951)

[6.1 Iterated Local Search (ILS) 35](#_Toc184590952)

[6.2 Iterated Greedy Algorithm (HYLG) 37](#_Toc184590953)

[6.2.1 Random Subsequence Local Search 39](#_Toc184590954)

[6.2.2 Random Single Point Local Search 40](#_Toc184590955)

[6.2.2.1 Simulated Annealing (SA) 41](#_Toc184590956)

[6.2.2.2 Κριτήριο Αποδοχής 42](#_Toc184590957)

[6.3 MLL Based Mechanism 43](#_Toc184590958)

[6.4 Hybrid Genetic Algorithm 45](#_Toc184590959)

[6.4.1 Genetic Algorithm 45](#_Toc184590960)

[6.4.2 Hybrid Genetic Algorithm For The DPFSP 46](#_Toc184590961)

[6.4.2.1 Variable Neighborhood Descent (VND) 47](#_Toc184590962)

[6.4.2.2 GA\_LS 47](#_Toc184590963)

[6.4.4.3 Αναπαράσταση Λύσης Και Αρχικοποιήσεις 48](#_Toc184590964)

[6.4.4.3 Βιβλιοθήκη PYGAD 53](#_Toc184590965)

[6.4.4 Εργαλεία Συνδυαστικής Βελτιστοποίησης OR TOOLS (COMBINATORIAL OPTIMIZATION) 55](#_Toc184590966)

[6.6 ΣΧΕΔΙΑΣΜΌΣ ΠΕΙΡΑΜΑΤΩΝ 58](#_Toc184590967)

[6.6.1 ΔΕΔΟΜΕΝΑ 58](#_Toc184590968)

[6.6.2 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ 59](#_Toc184590969)

[7 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΚΑΙ ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ 61](#_Toc184590970)

[7.1 ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ 61](#_Toc184590971)

[7.2 ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ 62](#_Toc184590972)

[8 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ 70](#_Toc184590973)

[Βιβλιογραφία 71](#_Toc184590974)

[ΕΙΚΟΝΕΣ 72](#_Toc184590975)

[ΠΙΝΑΚΕΣ 73](#_Toc184590976)

[ΚΩΔΙΚΕΣ 73](#_Toc184590977)

# ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Το Distributed Permutation Flow Shop Problem (DPFSP) είναι ένα κλασικό πρόβλημα βελτιστοποίησης που ανήκει στην κατηγορία των προβλημάτων προγραμματισμού διαδικασιών παραγωγής. Συγκεκριμένα, το DPFSP αφορά την εύρεση της βέλτιστης σειράς εκτέλεσης μιας ομάδας εργασιών σε πολλαπλές μηχανές ή σταθμούς εργασίας, με στόχο την ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου παραγωγής, γνωστού ως makespan ή κάποιο άλλο κριτήριο απόδοσης όπως ο χρόνος καθυστέρησης (tardiness) σχετικά με τους χρόνους ή ημερομηνίες λήξης συγκεκριμένων διεργασιών (due dates) .

Στο πρόβλημα αυτό, κάθε εργασία πρέπει να περάσει από όλες τις μηχανές με την ίδια σειρά, και η πρόκληση είναι να βρεθεί η καλύτερη αλληλουχία των εργασιών που θα μειώσει το χρόνο ολοκλήρωσης.

Το DPFSP αποτελεί ένα από τα πιο σημαντικά και μελετημένα προβλήματα στη θεωρία του χρονοπρογραμματισμού, καθώς έχει άμεσες εφαρμογές στη βιομηχανία και στη διαχείριση εφοδιαστικής αλυσίδας. Λόγω της NP-πληρότητάς του, η εύρεση της βέλτιστης λύσης είναι ιδιαίτερα δύσκολη για μεγάλα σύνολα εργασιών, καθιστώντας απαραίτητη τη χρήση ευρευτικών και μεταευρετικών αλγορίθμων.

Κατά τη διάρκεια των τελευταίων ετών, το πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού κατανεμημένης μετατροπής ροών (DPFSP) έχει γίνει ένας πολύ ενεργός τομέας έρευνας. Ωστόσο, η ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης στο DPFSP, ένας πολύ ουσιαστικός και σχετικός στόχος για τη σημερινή αγορά που είναι προσανατολισμένη στον πελάτη, δεν έχει μελετηθεί πολύ.

Στην παρούσα εργασία, θα αναλύσουμε τις βασικές αρχές του προβλήματος DPFSP, ως κριτήριο απόδοσης, θα μελετήσουμε τις περιπτώσεις του χρόνου καθυστέρησης, θα εξετάσουμε κλασικούς αλγόριθμους επίλυσής του, και θα προτείνουμε μεθόδους βελτιστοποίησης που μπορούν να βελτιώσουν τα αποτελέσματα σε σύνθετες περιπτώσεις.

Ξεκινώντας θα γίνει μια σύντομη ιστορική αναφορά, σχετικά με την έρευνα και την προσέγγιση προβλημάτων που αφορούν τον χρονοπρογραμματισμό για να συνεχίσουμε με την παρουσίαση των κατηγοριών προβλημάτων χρονοπρογραμματισμού που είναι θεμελιώδεις για την βελτίωση της απόδοσης σε παραγωγικά και επιχειρησιακά περιβάλλοντα. Εδώ θα περιγράψουμε αναλυτικότερα τα προβλήματα PFSP και DPFSP στα οποία και επικεντρώνεται και η εργασία από την πλευρά των χρόνων καθυστέρησης, σύμφωνα πάντα με τους χρόνους due dates της κάθε εργασίας. Ακολουθεί η παρουσίαση του μοντέλου και η γραφική απεικόνιση του προβλήματος για να περάσουμε στις μεθόδους επίλυσης του προβλήματος. Για την λύση του προβλήματος αναπτύχθηκε ένα ευρετικός αλγόριθμος ο οποίος προσαρμόζει τον αλγόριθμο του NEH σε προβλήματα με χρόνους τερματισμού due dates. Στην συνέχεια δημιουργήθηκαν δύο κύριοι αλγόριθμοι ένας άπληστος και ένας γενετικός οι οποίοι αποτελούνται από λύσεις τοπικής αναζήτησης. Τέλος παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των λύσεων και συγκρίνονται με τις καλύτερες λύσεις τις βιβλιογραφίας.

# ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΦΟΡΑ

Η έννοια του χρονοπρογραμματισμού δεν είναι καινούργια, οι πυραμίδες κατασκευάστηκαν πριν από 3000 έτη, o Sun Tzu έγραψε για την διαχείριση χρόνου, από στρατιωτική άποψη πριν 2500 χρόνια και οι διηπειρωτικοί σιδηρόδρομοι κατασκευάζονται εδώ και περίπου 200 χρόνια. Καμία από τις προαναφερθείσες δραστηριότητες δεν θα είχαν επιτευχθεί χωρίς κάποια μορφή χρονοδιαγράμματος και χωρίς την κατανόηση δραστηριοτήτων και ακολουθιών. Το *Permutation Flow Shop Problem* (PFSP), γνωστό και ως πρόβλημα ακολουθιακής παραγωγικής διαδικασίας (ή ροής), είναι ένα από τα κλασικά προβλήματα βελτιστοποίησης που εντάσσεται στον τομέα της επιχειρησιακής έρευνας και της θεωρίας προγραμματισμού. Πρόκειται για ένα από τα προβλήματα χρονοπρογραμματισμού που μελετώνται για τη βελτίωση της παραγωγικής διαδικασίας σε γραμμές παραγωγής.

**Αρχικές έρευνες και επινοήσεις (1950-1960)**: Το πρόβλημα προέκυψε αρχικά από την ανάγκη βελτιστοποίησης της διαδικασίας παραγωγής σε βιομηχανικά περιβάλλοντα, όπου πολλαπλές εργασίες πρέπει να εκτελούνται σε μια σειρά από μηχανές με καθορισμένη σειρά. Η βασική ιδέα ήταν να μειωθεί ο συνολικός χρόνος εκτέλεσης (makespan) για ένα σύνολο εργασιών. Η πρώτη σημαντική συνεισφορά σε αυτό το πρόβλημα ήρθε από τους *Johnson* και *Jackson* τη δεκαετία του 1950, οι οποίοι εισήγαγαν αλγορίθμους για απλούστερα συστήματα δύο σταδίων [1].

**Η επέκταση του προβλήματος (1970-1980)**: Κατά τη δεκαετία του 1970, το πρόβλημα του Permutation Flow Shop άρχισε να εξετάζεται σε πιο σύνθετες μορφές, όπου η ακολουθία των εργασιών έπρεπε να διατηρείται ίδια για όλες τις μηχανές. Αυτή η νέα μορφή του προβλήματος περιγράφει ένα σύστημα όπου όλες οι εργασίες ακολουθούν την ίδια σειρά εκτέλεσης, αλλά η χρονική διάρκεια και η διαδοχή αυτών μπορεί να ποικίλλουν. Το 1974 προστέθηκαν από τον Baker οι εξής παραδοχές:

* Όλες οι εργασίες είναι ανεξάρτητες και διαθέσιμες για επεξεργασία τη χρονική στιγμή 0.
* Οι μηχανές είναι συνεχώς διαθέσιμες.
* Κάθε μηχανή επεξεργάζεται μόνο μια εργασία κάθε φορά.
* Κάθε εργασία μπορεί να επεξεργαστεί μόνο σε μια μηχανή κάθε φορά.
* Από τη στιγμή που η επεξεργασία μιας συγκεκριμένης εργασίας έχει ξεκινήσει σε μια συγκεκριμένη μηχανή, δεν μπορεί να διακοπεί και η επεξεργασία συνεχίζεται μέχρι την ολοκλήρωσή της.
* Οι χρόνοι εγκατάστασης είναι ανεξάρτητοι από την ακολουθία και περιλαμβάνονται στους χρόνους επεξεργασίας ή αγνοούνται.
* Επιτρέπεται άπειρη αποθήκευση εντός της διαδικασίας.

Αυτή η επέκταση αύξησε την πολυπλοκότητα και την ανάγκη για νέες μεθόδους επίλυσης.

**Ανάπτυξη των αλγορίθμων (1980-2000)**: Από τη δεκαετία του 1980 και μετά, με την ανάπτυξη των υπολογιστικών μεθόδων, οι ερευνητές άρχισαν να χρησιμοποιούν αλγορίθμους όπως η προσομοιωμένη ανόπτηση (Simulated Annealing), οι γενετικοί αλγόριθμοι και οι αλγόριθμοι διακλάδωσης και φραγής (Branch and Bound) για την επίλυση του PFSP. Η πολυπλοκότητα του προβλήματος, ιδιαίτερα για μεγάλα σύνολα εργασιών και μηχανών, έκανε τους ακριβείς αλγόριθμους δύσχρηστους, οδηγώντας στην ανάγκη για πιο αποδοτικές ευρετικές μεθόδους. Εμφανίστηκε μια πληθώρα ευρετικών μεθόδων για την επίλυση του προβλήματος Permutation Flow Shop το οποίο συμβολίζεται F | prmu | Cmax ακολουθώντας την σημειολογία τριών σημείων του Graham. To 1983 παρουσιάστηκε από τους Nawaz, Enscore και Ham ο περίφημος αλγόριθμος NEH ο οποίος μέχρι σήμερα παραμένει ο αποτελεσματικότερος ευρετικός αλγόριθμος, σύμφωνα με τους Ruiz και Maroto (2005) οι οποίοι αξιολόγησαν μια σειρά από ευρετικές μεθόδους.

**Σύγχρονες προσεγγίσεις (2000-σήμερα)**: Η έλευση πιο σύγχρονων μεθόδων, όπως οι υβριδικές ευρετικές και οι μεταευρετικές μέθοδοι (όπως Tabu Search, Particle Swarm Optimization και Ant Colony Optimization), επέτρεψε την επίλυση πιο σύνθετων προβλημάτων PFSP με μεγαλύτερη ακρίβεια και ταχύτητα. Ταυτόχρονα, αυξήθηκε το ενδιαφέρον για την εφαρμογή αυτών των μεθόδων σε πραγματικά σενάρια παραγωγής σε βιομηχανίες, από την αυτοκινητοβιομηχανία μέχρι την κατασκευή ηλεκτρονικών. Όσον αφορά τις μεταευρετικές μεθόδους, υπάρχει επίσης μια τεράστια βιβλιογραφία με διαφορετικές προτάσεις για το PFSP με διαφορετικά κριτήρια. Αξιοσημείωτες μέθοδοι αναζήτησης Tabu Search είναι αυτές των Nowicki και Smutnicki (1996) ή των Grabowski και Wodecki (2004). Οι αλγόριθμοι προσομοιωμένης ανόπτησης προτείνονται από τους Osman and Potts (1989), ενώ οι γενετικοί αλγόριθμοι παρουσιάζονται από τους Reeves (1995) και τους Ruiz, Maroto and Alcaraz (2006). Άλλες μεταευρετικές μέθοδοι όπως η Ant Colony Optiomization, η Scatter Search, η Discrete Differential Evolution, η Particle Swarm Optimization ή η Iterated Greedy παρουσιάζονται στους Rajendran and Ziegler (2004), Nowicki and Smutnicki (2005), Onwubolu and Davendra (2006), Tasgetiren et al. (2007) και Ruiz and Stützle (2007), αντίστοιχα. Πρόσφατες και υψηλής απόδοσης προσεγγίσεις περιλαμβάνουν μεθοδολογίες παράλληλου υπολογισμού, όπως αυτή που παρουσιάζεται στους Vallada and Ruiz (2009).

Το πρόβλημα του Permutation Flow Shop παραμένει έως και σήμερα ένα ενεργό πεδίο έρευνας, καθώς η βελτιστοποίηση της παραγωγικής διαδικασίας αποτελεί κομβικό στοιχείο για τη μείωση του κόστους και τη βελτίωση της αποδοτικότητας σε πολλούς βιομηχανικούς τομείς.

# ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ

Ο προγραμματισμός του χρόνου είναι μια φυσική διαδικασία που οι άνθρωποι κάνουν καθημερινά. Ο προγραμματισμός όμως της καθημερινής μας ζωής είναι ως επί το πλείστων υποσυνείδητος και δεν κατευθύνεται από μια συγκεκριμένη διαδικασία και κανόνες. Συνήθως δεν υπάρχει η εφαρμογή μιας εξελιγμένης διαδικασίας λήψης αποφάσεων, ούτε η ανάγκη μιας υπολογιστικής τεχνικής. Ο κύριος λόγος γι’ αυτό είναι ότι δεν υπάρχει μια πραγματική οικονομική συνάρτηση προς βελτίωση. [2]

Στην επιστημονική θεωρία, ο χρονοπρογραμματισμός τυποποιείται στο έργο της κατανομής πεπερασμένων πόρων κατά τη διάρκεια του χρόνου για την εκπλήρωση ενός δεδομένου συνόλου εργασιών [3]. Η δομή ενός προβλήματος χρονοπρογραμματισμού από επιστημονική εξέταση, ενσωματώνει πολλές εργασίες και περίπλοκα χαρακτηριστικά που πρέπει να ληφθούν υπόψη για να χωριστεί στην συνέχεια η κάθε εργασία σε λειτουργίες που πρέπει να διεκπεραιωθούν σε έναν από ένα σύνολο εφικτών μέσων. Η αντιμετώπιση αυτών των προβλημάτων από την άποψη της επιστήμης σημαίνει την εύρεση ενός χρονοδιαγράμματος που εκπληρώνει τους στόχους με τον καλύτερο δυνατό τρόπο.

Το πρόβλημα του χρονοπρογραμματισμού (Scheduling Problem) είναι μια διαδικασία λήψης αποφάσεων που χρησιμοποιείται σε τακτική βάση σε πολλές βιομηχανίες παραγωγής και υπηρεσιών. Στοχεύει στην βέλτιστη κατανομή των εργασιών σε μέσα παραγωγής και επεξεργασίας. Ένα πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού φορτώνει ή αναθέτει εργασίες σε ένα μέσο με μια συγκεκριμένη ακολουθία με την οποία επεξεργάζονται οι εργασίες σε κάθε μέσο.

Ένα flowhop είναι ένα σύστημα παραγωγής όπου όλες οι μηχανές είναι τοποθετημένες στη σειρά και η ακολουθία των εργασιών στις μηχανές είναι η ίδια για όλες τις εργασίες.

## 3.1 Κατηγορίες Χρονοπρογραμματισμού

Στα παραδοσιακά προβλήματα χρονοπρογραμματισμού συναντάμε τις παρακάτω κύριες κατηγορίες:

3.1.1 Job Shop Problem (**JSP**): Το JSP αποτελεί μια κλασική πρόκληση συνδυαστικής βελτιστοποίησης στον προγραμματισμό και τον προγραμματισμό παραγωγής. Χρησιμεύει ως μια θεμελιώδης αφαίρεση των εργασιών προγραμματισμού στην Παραγωγή και σε περιβάλλοντα υπηρεσιών, όπου ένας πεπερασμένος αριθμός εργασιών, καθεμία από τις οποίες περιλαμβάνει μια ακολουθία εργασιών (που αναφέρονται επίσης ως λειτουργίες), πρέπει να εκτελεστούν σε ένα σύνολο μηχανών. Κάθε εργασία απαιτεί προκαθορισμένο χρόνο επεξεργασίας και μπορεί να εκτελεστεί μόνο σε μια συγκεκριμένη μηχανή. Ο στόχος του JSP είναι η κατασκευή ενός χρονοδιαγράμματος που βελτιστοποιεί ένα επιλεγμένο κριτήριο απόδοσης, το οποίο συχνά είναι η ελαχιστοποίηση του makespan[3]

3.1.2 Flow Shop Problem (**FSP** (n!)m πιθανές λύσεις) : Όλες οι εργασίες έχουν την ίδια σειρά επεξεργασίας μέσω των μηχανών. ***Η σειρά των εργασιών σε κάθε μηχανή μπορεί να είναι διαφορετική***. *Η FSP παραλληλίζεται εννοιολογικά με την JSP. Στο πλαίσιο του FSP, ένα σύνολο εργασιών υπόκειται σε επεξεργασία σε μια ακολουθία μηχανών, καθεμία με την ίδια προκαθορισμένη σειρά εργασιών. Αυτός ο διαδοχικός περιορισμός διαφοροποιεί την FSP, η οποία διατηρεί μια συνεπή σειρά εργασιών σε όλες τις εργασίες και από το JSP, όπου οι ακολουθίες εργασιών μπορούν να διαφέρουν μεταξύ μηχανές. Από την άλλη πλευρά, στο FSP, η σειρά των εργασιών που εκτελούνται σε κάθε μηχανή μπορεί να είναι διαφορετική.*[3]

**3.1.3 Permutation Flow Shop Problem** : *Όλες οι πιθανές εργασίες έχουν την ίδια σειρά επεξεργασίας μέσω των μηχανών.* ***Κάθε μηχάνημα επεξεργάζεται τις εργασίες με την ίδια σειρά****. Η PFSP προκύπτει ως παραλλαγή της FSP, εισάγοντας έναν πρόσθετο περιορισμό που δηλώνει ότι μια σταθερή σειρά εργασιών πρέπει να διατηρείται για όλες τις μηχανές. Ταυτόχρονα, όπως και στην FSP, όλες οι εργασίες έχουν την ίδια σειρά επεξεργασίας μέσω των μηχανών. Η PFSP αντιπροσωπεύει μια πραγματική απαίτηση αρκετών εγκαταστάσεων όταν, για παράδειγμα, ένας μεταφορέας τροφοδοτεί τις εργασίες στις μηχανές. Τότε, η σειρά των εργασιών που πρέπει να επεξεργάζεται κάθε μηχανή πρέπει να είναι η ίδια για όλες τις εργασίες.*[3]

**3.1.4 Distributed Permutation Flow Shop Problem (DPFSP):** *Τέλος, το DPFSP είναι ένα πρόβλημα που επεκτείνει το PFSP επιτρέποντας περισσότερα από ένα πανομοιότυπα εργοστάσια να υπάρχουν στο πρόβλημα. Έτσι, κάθε εργοστάσιο περιέχει ένα πανομοιότυπο σύνολο μηχανών με άλλα εργοστάσια. Συμβολίζοντας με Pji f τον χρόνο επεξεργασίας της εργασίας j στο μηχανή i του εργοστασίου f, ισχύει ότι Pji0 = Pji1 = Pji2. Ο τυπικός στόχος του DPFSP είναι η ελαχιστοποίηση του χρονικού διαστήματος επεξεργασίας (makespan) ή του ελάχιστου χρόνου καθυστέρησης σχετικά με του αναμενόμενου χρόνου τερματισμού (due date / tardiness).*[3]

## 3.2 PFSP

Το πρόβλημα PFSP είναι ένα πρόβλημα προγραμματισμού μιας διαδικασίας παραγωγής, κατά την οποία θα πρέπει να εκτελεστεί ένας αριθμός εργασιών, σε έναν αριθμό μηχανών σε μια συγκεκριμένη ακολουθία.

Συγκεκριμένα έχουμε:

* n εργασίες και κάθε εργασία χαρακτηρίζεται από έναν μοναδικό αριθμό π.χ. i=1,2,3,…,n.
* m μηχανές και κάθε μηχανή χαρακτηρίζεται από έναν μοναδικό αριθμό π.χ. j = 1,2,3, … , m.
* ο χρόνος εκτέλεσης tij της εργασίας i στην μηχανή j. (Οι χρόνοι εκτέλεσης είναι σταθεροί, θετικοί αριθμοί και μπορούν να πάρουν την τιμή 0 όταν μια εργασία δεν εκτελείται καθόλου σε μια μηχανή).

Στόχος της επίλυσης του προβλήματος είναι να βρεθεί μια σειρά εκτέλεσης των εργασιών, ώστε να ελαχιστοποιηθεί ο συνολικός χρόνος εκτέλεσης, από την στιγμή που θα εισέλθει η πρώτη εργασία στην πρώτη μηχανή, μέχρι να εξέλθει η τελευταία εργασία από την τελευταία μηχανή (makespan).

Θα πρέπει όμως να λάβουμε υπόψη τις εξής παραδοχές:

* Κάθε εργασία εκτελείται μια φορά σε κάθε μηχανή 1,2,3, .. ,n και με την συγκεκριμένη σειρά π.χ. μια εργασία δεν μπορεί να εκτελεστεί πρώτα στην μηχανή 2 και μετά στην μηχανή 1.
* Κάθε μηχανή εκτελεί μια εργασία κάθε φορά.
* Κάθε εργασία εκτελείται σε μια μηχανή την φορά.

Το πρόβλημα PFSP είναι ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης και εμφανίζεται σε πολλές βιομηχανικές εφαρμογές. Έχει ως στόχο την Βελτιστοποίηση της παραγωγικότητας, την εξοικονόμηση του κόστους, την επιτάχυνση παράδοσης και την βελτίωση της ποιότητας ενός προϊόντος.

**Τύποι προβλημάτων PFSP**

* ***Τα κλασικά προβλήματα DPFS*** περιλαμβάνουν συνεισφορές στο πρόβλημα DPFS χωρίς πρόσθετους περιορισμούς (εκτός από τον περιορισμό prmu) και έναν μόνο στόχο. Οι περισσότερες από αυτές τις εργασίες ασχολούνται με το makespan ή το συνολικό χρόνο ολοκλήρωσης, ενώ μόνο μία αναφορά ασχολείται με τη συνολική καθυστέρηση.[4]
* ***Τα προβλήματα DPFS με περιορισμούς*** είναι προβλήματα ενός στόχου που περιλαμβάνουν τουλάχιστον έναν πρόσθετο περιορισμό. Οι πιο συνηθισμένοι περιορισμοί είναι (μικτοί) αποκλεισμός, μη αναμονή, (μικτοί) μη αδράνεια και χρόνοι εγκατάστασης. Ο πιο μελετημένος στόχος είναι το makespan, αν και ο συνολικός χρόνος ολοκλήρωσης έχει εξεταστεί για το μπλοκάρισμα και το no-idle, και η συνολική ταλαιπωρία για το μπλοκάρισμα. Επιπλέον, ορισμένες συνεισφορές εξετάζουν πρόσθετους περιορισμούς, με πιο εκτεταμένους εκείνους που σχετίζονται με την προληπτική συντήρηση.[4]
* ***Τα πολυαντικειμενικά (πολυκριτηριακά) προβλήματα DPFS*** ταξινομούνται ανάλογα με την πολυαντικειμενική προσέγγιση που υιοθετείται, δηλαδή: Pareto ή Γραμμικός συνδυασμός στόχων. Δεδομένης της υπεροχής των εργασιών που ασχολούνται με ενεργειακά ζητήματα με προσέγγιση Pareto, εξετάστηκε μια συγκεκριμένη κατηγορία. Και πάλι, το makespan είναι ο πιο συχνά χρησιμοποιούμενος στόχος μαζί με άλλα μέτρα κόστους. Η πλειονότητα των αναφορών περιλαμβάνει περιορισμούς που προέρχονται από πραγματικές περιπτώσεις, με την ταχύτητα των μηχανών να είναι ο πιο εκτεταμένος περιορισμός στην προσέγγιση της ενεργειακής απόδοσης[4]
* ***Τα μη ντετερμινιστικά προβλήματα DPFS*** εξετάζουν αναφορές σε ασαφή, στοχαστικά και αβέβαια προβλήματα. Δεν υπάρχουν πολλές εργασίες σε αυτή την κατηγορία και όλες εξετάζουν στόχους που σχετίζονται με το makespan.[4]
* ***Τα ετερογενή προβλήματα DPFS*** αναφέρονται σε προβλήματα υψηλής πολυπλοκότητας καθώς αναζητούν λύσεις σε μη πανομοιότυπα εργοστάσια, λαμβάνοντας υπόψη τις περιπτώσεις με διαφορετικό αριθμό μηχανών, διατάξεις ή μόνο διαφορετικούς χρόνους επεξεργασίας μεταξύ των εργοστασίων. [4]

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, ορθογώνιο παραλληλόγραμμο, διάγραμμα

Περιγραφή που δημιουργήθηκε αυτόματα

Εικόνα 1 ΤΥΠΟΙ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΩΝ DPFS [4]

## 3.3 DPFSP

Το παραδοσιακό πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού (PFSP) ακολουθεί ένα περιβάλλον παραγωγής όπου όλες οι διαδικασίες παραγωγής λαμβάνουν χώρα στο ίδιο εργοστάσιο. Ωστόσο, στη σημερινή αποκεντρωμένη και παγκοσμιοποιημένη οικονομία, οι μεγάλες επιχειρήσεις έχουν συνήθως πολλά κέντρα παραγωγής σε όλο τον κόσμο. Αυτό το πρότυπο παραγωγής σε πολλά εργοστάσια όχι μόνο επιτρέπει στις εταιρείες να μειώσουν το κόστος παράδοσης και κατασκευής, αλλά τις βοηθά επίσης στην επίτευξη καλύτερης ποιότητας προϊόντων **[1]**

Για να αντιμετωπιστεί αυτό το πολυπαραγωγικό μοντέλο παραγωγής, οι Naderi και Ruiz (2010) πρότειναν τον κατανεμημένο προγραμματισμό ροών με μεταθέσεις (flowshop scheduling) πρόβλημα (DPFSP) το οποίο μπορεί να θεωρηθεί ως μια επέκταση του κανονικού PFSP. Το DPFSP αποτελείται από F (περισσότερα από ένα) πανομοιότυπα εργοστάσια, το καθένα με m μηχανές. Η διαδικασία χρονοπρογραμματισμού στο DPFSP μπορεί να χωριστεί σε δύο μέρη: την ανάθεση εργασιών σε διαφορετικά εργοστάσια και την αλληλουχία των εργασιών που ανατίθενται σε κάθε εργοστάσιο σύμφωνα με τον δεδομένο μέτρο απόδοσης.

Οι περισσότερες από τις προηγούμενες εργασίες για το DPFSP αναγνώριζαν μόνο το makespan ως μέτρο απόδοσης. Ωστόσο, στο σημερινό πελατοκεντρικό σύστημα ανταγωνιστικής αγοράς, η έγκαιρη παράδοση του προϊόντος έχει γίνει πιο κρίσιμη από ποτέ [5]. Η ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης επιτρέπει στις βιομηχανίες παραγωγής την ολοκλήρωση των παραγγελιών των πελατών πριν από τις ημερομηνίες λήξης τους. Ωστόσο, παρά το γεγονός ότι πρόκειται για ένα ρεαλιστικό μέτρο απόδοσης, η ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης (TT) για το DPFSP δεν έχει προσελκύσει μεγάλη προσοχή μέχρι σήμερα. Για την αντιμετώπιση αυτού του μειονεκτήματος, στην παρούσα εργασία, διερευνούμε το DPFSP με συνολική καθυστέρηση το οποίο μπορεί να συμβολιστεί ως DF|prmu|Tj. **[1]** Το εξεταζόμενο πρόβλημα (DF|prmu|Tj) είναι ένα NP-δύσκολο πρόβλημα καθώς αποτελεί επέκταση του κανονικού PFSP με κριτήριο την συνολική καθυστέρηση (F|prmu|).

**DUE DATES**

Ενώ αρκετές έρευνες προσεγγίζουν το πρόβλημα DPFSP από την πλευρά του συντομότερου χρόνου εκτέλεσης (makespan), μια άλλη προσέγγιση επικεντρώνεται στην ανάπτυξη αλγορίθμων με στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικής ή της μέσης καθυστέρησης των θέσεων εργασίας.’Εχουν γίνει τέσσερις προσπάθειες για την ανάπτυξη ευρετικών μεθόδων για την επίλυση του χρονοπρογραμματισμού flowshop με στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης των εργασιών. Η πρώτη προσπάθεια ήταν από τους Gelders και Sambandam (1978). Ανέπτυξαν εποικοδομητικές ευρετικές τεχνικές. Αργότερα, ο Kim (1993) πρότεινε μια ευρετική που βασιζόταν στη διαδικασία αναζήτησης tabu των Widmer και Hertz (1989) και οι Parthasarathy και Rajendran (1998) πρότειναν δύο ευρετικές που βασίζονται στην τεχνική της προσομοιωμένης ανόπτησης.

Η ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου καθυστέρησης επιτρέπει στις μεταποιητικές βιομηχανίες την ολοκλήρωση των παραγγελιών των πελατών πριν από την ημερομηνία λήξης τους (αποτρέποντας είτε την απώλεια φήμης, είτε ακόμη και την απώλεια πελάτη). [6]

# ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ

## 4.1 Περιορισμοί Και Σημάνσεις

Το πρόβλημα αφορά περισσότερα από ένα πανομοιότυπα εργοστάσια, δηλ. f > 1, που βρίσκονται σε διαφορετικές περιοχές, με το την ευθύνη της επεξεργασίας ενός συνόλου n εργασιών.

* Όλα τα εργοστάσια έχουν το ίδιο σύνολο m μηχανών στην σταθερή μετάθεση.
* Όλες οι μηχανές και οι εργασίες είναι διαθέσιμες τη χρονική στιγμή μηδέν.
* Κάθε μηχανή μπορεί να επεξεργαστεί μόνο μία εργασία κάθε φορά και κάθε εργασία μπορεί να διεκπεραιωθεί σε μία μηχανή κάθε φορά. και ο χρόνος επεξεργασίας μιας εργασίας σε μια συγκεκριμένη μηχανή είναι η ίδια από εργοστάσιο σε εργοστάσιο.[7]

### 4.1.1 Δείκτες

* **j, k** Δείκτης για θέσεις εργασίας και θέσεις εργασίας- j, k ∈ {1, 2, . . . . , n}
* **i** Δείκτης για τις μηχανές- i ∈ {1, 2, . . . . ,m}
* **f** Δείκτης για τα εργοστάσια, f ∈ {1, 2, . . . . , F}
* **M** Ένας επαρκώς μεγάλος θετικός αριθμός [7]

### 4.1.2 Παράμετροι

* **n** Αριθμός εργασιών
* **m** Αριθμός μηχανών
* **F** Αριθμός εργοστασίων
* **pi,j** Χρόνος επεξεργασίας της εργασίας j στη μηχανή i
* **dj**Ημερομηνία λήξης της εργασίας

### 4.1.3 Μεταβλητή απόφασης

* **Xj,k** 1 εάν η θέση εργασίας j ανατίθεται στη θέση k- 0 διαφορετικά
* **Yk,f** 1 εάν η θέση εργασίας k ανατίθεται στο εργοστάσιο f - διαφορετικά 0
* **Ck,i** Χρόνος ολοκλήρωσης της εργασίας στη θέση k στο μηχάνημα i
* **Uk** Ημερομηνία λήξης της εργασίας στη θέση k
* **Tk** Καθυστέρηση της εργασίας j στη θέση k
* **TT** Συνολική καθυστέρηση

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | (1) | Καθορίζει την συνάρτηση για την ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης TT |
|  | (2)  (3) | Μαζί εξασφαλίζουν ότι κάθε εργασία πρέπει να κατανέμεται σε ακριβώς μία θέση και κάθε θέση πρέπει να ανατίθεται ακριβώς σε μία εργασία. |
|  | (5) | Εξασφαλίζει ότι η έναρξη μιας εργασίας σε μια συγκεκριμένη θέση μηχανής μπορεί να ξεκινήσει εάν έχει τελειώσει η επεξεργασία της ίδιας εργασίας στην προηγούμενη θέση. |
|  | (6) | Εξασφαλίζει ότι η έναρξη εργασίας σε μια συγκεκριμένη μηχανή μπορεί να ξεκινήσει αφού έχει τελειώσει η επεξεργασία της προηγούμενης εργασίας στην ίδια μηχανή. |
|  | (7) | Βρίσκει την ημερομηνία λήξης σύμφωνα με την θέση της εργασίας. |
|  | (8) | Υπολογίζει την καθυστέρηση μιας εργασίας στην θέση k. |
|  | (9)  (10)  (11)  (12) | Ορίζουν τις μεταβλητές απόφασης. |

Πίνακας 1 ΚΡΙΤΗΡΙΑ ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΥ

## 4.2 MILP

Το MILP (Mixed Integer Linear Programming) είναι ένας κλάδος των μαθηματικών βελτιστοποίησης που συνδυάζει τις τεχνικές του γραμμικού προγραμματισμού (Linear Programming - LP) με τον περιορισμό ότι ορισμένες μεταβλητές πρέπει να είναι ακέραιες (Integer Programming - IP). Αποτελεί μια ισχυρή μέθοδο για την επίλυση προβλημάτων όπου ζητείται ο βέλτιστος τρόπος να επιτευχθεί ένα συγκεκριμένο αποτέλεσμα υπό δεδομένους περιορισμούς, ενώ κάποιες από τις μεταβλητές πρέπει να λάβουν ακέραιες τιμές.[8]

Η λειτουργία του MILP περιγράφεται ως εξής:

1. Μοντελοποίηση: Το πρώτο βήμα είναι η μοντελοποίηση του προβλήματος, δηλαδή ο ορισμός της συνάρτησης στόχου και των περιορισμών που διέπουν το σύστημα.
2. Χρήση μαθηματικών εργαλείων: Χρησιμοποιούνται αλγόριθμοι όπως ο simplex ή αλγόριθμοι διακλάδωσης και φραγμάτων (branch and bound) για την εύρεση της βέλτιστης λύσης.
3. Αποτελέσματα: Το σύστημα επιστρέφει την τιμή των μεταβλητών που μεγιστοποιούν ή ελαχιστοποιούν τη συνάρτηση στόχου, ικανοποιώντας όλους τους περιορισμούς. Σημαντικό είναι ότι για τις ακέραιες μεταβλητές, η λύση πρέπει να είναι ακριβώς ακέραια.

Το MILP χρησιμοποιείται σε ένα πλήθος εφαρμογών, όπως:

* Βιομηχανική παραγωγή: Για την οργάνωση της παραγωγικής διαδικασίας με βέλτιστο τρόπο.
* Διαχείριση εφοδιαστικής αλυσίδας: Για τον βέλτιστο προγραμματισμό αποθεμάτων και μεταφορών.
* Ενεργειακός τομέας: Για τη βελτιστοποίηση της κατανομής των ενεργειακών πόρων.
* Χρηματοοικονομικός τομέας: Για τον καθορισμό βέλτιστων χαρτοφυλακίων επενδύσεων.

Κύριες Προκλήσεις

Η κύρια πρόκληση του MILP είναι η υπολογιστική πολυπλοκότητα. Όταν αυξάνονται οι μεταβλητές και οι περιορισμοί, η επίλυση του προβλήματος γίνεται πιο απαιτητική σε υπολογιστική ισχύ και χρόνο, ειδικά όταν οι ακέραιες μεταβλητές παίζουν κεντρικό ρόλο.

Παρουσιάζουμε ένα μοντέλο μεικτού ακέραιου γραμμικού προγραμματισμού (MILP) για την περιγραφή του εξεταζόμενου προβλήματος το οποίο μπορούμε να περιγράψουμε με τον παρακάτω συμβολισμό:

Στόχος είναι η κατανομή των εργασιών σε διάφορα εργοστάσια και ο ταυτόχρονος καθορισμός των ακολουθιών επεξεργασίας τους σε κάθε εργοστάσιο για την ελαχιστοποίηση του στόχου της συνολικής καθυστέρησης (TT). [7]

## 4.3 Αριθμητική απεικόνιση

Η αναπαράσταση της λύσης ενός προβλήματος DPFSP, όπως παρουσιάζεται από τους Naderi and Ruiz, γίνεται με ένα σύνολο F λιστών λύσεων. Κάθε λίστα αναπαριστά μια ακολουθία πf, όπου f=[1,2,3,…,F]. H λίστα π={π1, π2, π3, π4, π5, π6, … πf, … πF} αναφέρεται σε F λίστες. Ένα πιθανό παράδειγμα με 12 jobs και 3 εργοστάσια, θα μπορούσαν να είναι οι παρακάτω ακολουθίες π=[{1,5,8,11,12}, {2,4,7,10}, {3,6,9}].

Σύμφωνα με τους Naderi and Ruiz, ο κανόνας το συντομότερου χρόνου ολοκλήρωσης (ECT) δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα με το μικρότερο υπολογιστικό κόστος.

Για την αριθμητική απεικόνιση του προβλήματος θα χρησιμοποιήσουμε ένα παράδειγμα DPFSP όπου έχουμε τα παρακάτω δεδομένα: jobs = 5, machines = 2, factories = 2. Οι χρόνοι εκτέλεσης και οι ημερομηνίες τερματισμού φαίνονται στον παρακάτω πίνακα:



Εικόνα 2 ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΟΣ

Θέλουμε να υπολογίσουμε την μικρότερη χρονική καθυστέρηση για την ακολουθία π = {5,4,3,2,1}.

Αρχικά τοποθετούμε την εργασία 5 στην πρώτη μηχανή του πρώτου εργοστασίου, καθώς και τα δυο εργοστάσια είναι άδεια, δεν επηρεάζει η επιλογή εργοστασίου την έκβαση του αποτελέσματος. Στην συνέχεια υπολογίζουμε τον χρόνο ολοκλήρωσης της εργασίας 4 στα δύο εργοστάσια. Στο πρώτο εργοστάσιο θα τερματίσει μετά από 20 μονάδες χρόνου (Έναρξη επεξεργασίας στην μηχανή 1 μετά από 3 μονάδες και έναρξη στην μηχανή 2 μετά από 14 μονάδες, συν 6 μονάδες επεξεργασίας μας κάνει 20). Στο εργοστάσιο 2 η εργασία 4 θα ολοκληρωθεί μετά από 15 μονάδες. Επιλέγουμε να τοποθετήσουμε την εργασία 4 στο εργοστάσιο 2. Ακολουθεί η διαχείριση της εργασίας 3. Η εργασία 3 ολοκληρώνεται μετά από 18 μονάδες χρόνου στο εργοστάσιο 1 και μετά από 21 μονάδες στο εργοστάσιο 2. Επιλέγουμε το εργοστάσιο 1. Συνεχίζοντας με την ίδια λογική υπολογίζουμε τις τοποθετήσεις των υπόλοιπων εργασιών για να καταλήξουμε στο παρακάτω διάγραμμα Gant.[7]

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, διάγραμμα, παράλληλα

Περιγραφή που δημιουργήθηκε αυτόματα

Εικόνα 3 ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΛΥΣΗΣ ΜΕ ΗΜΕΡΟΜΗΝΙΕΣ ΤΕΡΜΑΤΙΣΜΟΥ

Στο επόμενο βήμα θα πρέπει να υπολογίσουμε τον συνολικό χρόνο καθυστέρησης σύμφωνα με τις παραπάνω τοποθετήσεις των εργασιών και των ακολουθιών που προέκυψαν.

Η εργασία 5 έχει χρόνο εκτέλεσης 5 μονάδων, αλλά ολοκληρώθηκε μετά από 14 μονάδες και ο χρόνος καθυστέρησης T5 είναι 9. Για τις υπόλοιπες εργασίες οι χρόνοι καθυστέρησης είναι T­4 = 5, T3 = 0, T2 = 17 Τ1 = 16. Ο συνολικός χρόνος καθυστέρησης είναι:

# 5. ΤΡΟΠΟΙ ΑΝΤΙΜΕΤΩΠΙΣΗΣ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ

## 5.1 Ευρετικές Μέθοδοι

Το πρόβλημα του προγραμματισμού ροής ή χρονοπρογραμματισμού αποτελεί έντονο πεδίο έρευνας εδώ και πολλά χρόνια. Καθώς η συντριπτική πλειονότητα των προβλημάτων χρονοπρογραμματισμού flowshop είναι NP-πλήρη. Τα τελευταία χρόνια έχει μειωθεί ο αριθμός των αποτελεσματικών ευρετικών αλγορίθμων για την επίλυση προβλημάτων DPFSP με n εργασίες και m μηχανές. Εξάλλου έχει αποδειχθεί από τον ερευνητική ομάδα του Garey et al ότι τα προβλήματα PFSP για περισσότερες από 3 μηχανές είναι NP-πλήρη.[9]Ως αποτέλεσμα έχουμε την έρευνα να κατευθύνεται κυρίως προς την ανάπτυξη ευρετικών ή σχεδόν βέλτιστων μεθόδων. Ο στόχος της ελαχιστοποίησης του makespan ήταν ο στόχος πολλών ευρετικών μεθόδων που έχουν αναπτυχθεί μέχρι σήμερα. Ορισμένες από τις αξιοσημείωτες ευρετικές μεθόδους για την ελαχιστοποίηση του makespan έχουν αναπτυχθεί από τους Campbell et al. (1970), Dannenbring (1977), Nawaz et al. (1983), Widmer and Hertz (1989), Leisten (1990), Ogbu and Smith (1990), Ishibuchi et al. (1995), Rajendran (1995), Nowicki and Smutnicki (1996), Rajendran and Ziegler (1997), Ben-Daya and Al-Fawzan (1998), και Framinan et al. (2001).

## 5.1.1 Ο Αλγόριθμος NEH

Το 1983 η ομάδα Nawaz, Enscore, Ham παρουσίασαν τον αλγόριθμο NEH, o οποίος θεωρείται ο «άρχοντας» των ευρετικών αλγόριθμων. Ο αλγόριθμος ΝΕΗ είναι αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για την επίλυση του προβλήματος PFSP και είναι από τους πιο αποδοτικούς ευρετικούς αλγόριθμους στην εύρεση του ελάχιστου χρόνου εκτέλεσης n εργασιών σε m μηχανές (makespan).[10]

Ο αλγόριθμος ακολουθεί τα εξής βήματα:

1. Ταξινόμηση εργασιών: Ταξινομεί τις εργασίες σύμφωνα με το συνολικό χρόνο εκτέλεσης τους σε όλες τις μηχανές σε φθίνουσα σειρά.
2. Δημιουργία ακολουθίας για τις πρώτες 2 εργασίες (α): Συγκρίνουμε τις δύο πρώτες εργασίες μετά την παραπάνω ταξινόμηση και επιλέγουμε τον καλύτερο συνδυασμό π.χ. εάν οι εργασίες στις πρώτες δύο θέσεις μετά την ταξινόμηση ήταν οι εργασίες 3 και 5 θα υπολογίσουμε τον συνδυασμό 3,5 και τον συνδυασμό 5,3 και θα επιλέξουμε αυτόν με τον ελάχιστο χρόνο.
3. Δημιουργία ακολουθίας για κάθε επόμενη εργασία: Κάθε εργασία τοποθετείται σε όλες τις πιθανές θέσεις και υπολογίζεται το makespan. Στη συνέχεια επιλέγεται πάντα η ακολουθία με το καλύτερο makespan. Π.χ. έχουμε την ακολουθία εργασιών [4,2,5,0] και θέλουμε να εισάγουμε την εργασία 3 στην ακολουθία. Θα υπολογίσουμε το makespan για όλες τις δυνατές θέσεις που μπορεί να εισαχθεί η εργασία 3 δλδ. [**3**,4,2,5,0] , [4, **3**,2,5,0] , [4,2, **3**,5,0] , [4,2,5, **3**,0] και [4,2,5,0, **3**] και θα κρατήσουμε την ακολουθία με το καλύτερο makespan.

Για την υλοποίηση του αλγορίθμου έχουν δημιουργηθεί 2 αρχεία:

* neh.py : Υλοποιεί την λογική του αλγόριθμου NEH και περιέχει τις συναρτήσεις:
  + job\_sum\_time(job\_j, n\_machines, p) : υπολογίζει τον συνολικό χρόνο εκτέλεσης κάθε εργασίας σε όλες τις μηχανές
  + start\_order\_neh(n\_jobs, n\_machines, p) : Ταξινομεί τις εργασίες σύμφωνα με τους συνολικούς χρόνους εκτέλεσης.
  + insertion(seq, i\_position, timi) : Δημιουργεί τους συνδυασμούς ακολουθιών για κάθε εργασία.
  + neh(n\_jobs, n\_machines, p) : Ο κορμός του αλγόριθμου NEH
* makeShedule.py: Υλοποιεί τον υπολογισμό του makespan για μια συγκεκριμένη ακολουθία και περιέχει τις συναρτήσεις:
  + schedule(n\_jobs, n\_machines, p, solution) : υπολογίζει τους χρόνους (ακολουθεί αναλυτική περιγραφή).
  + makespan(job\_sequence, C) : επιστρέφει το τελευταίο στοιχείο του πίνακα με τους χρόνους που αντιστοιχεί και στο συνολικό makespan.

|  |
| --- |
| *#Συνάρτηση που υπολογίζει το άθροισμα των χρόνων του κάθε job*  def job\_sum\_time(job\_j, n\_machines, p):      sumJob = 0      for i in range(n\_machines):          sumJob += p[job\_j,i]      return sumJob |
| #Ταξινομεί τα jobs με βάση το άθροισμά τους από το μεγαλύτερο στο μικρότερο  def start\_order\_neh(n\_jobs, n\_machines, p):      startSeq = []      for j in range(n\_jobs):          startSeq.append(j) # Προσθέτει το job j στη λίστα      #Επιστρέφει την λίστα ταξινομημένη σε φθίνουσα σειρά σύμφωνα με το άθροισμα τις συνάρτησης job\_sum\_time()      return sorted(startSeq, key=lambda x: job\_sum\_time(x, n\_machines, p), reverse=True) |
| #Προσθέτει στην ακολουθία το στοιχείο στην σωστή θέση  #Η ακολουθία είναι η λίστα που περιέχει την σειρά που θα εκτελεστούν τα jobs  #Ξεκινάμε με μια τιμή την πρώτη από την ταξινόμηση των αθροισμάτων  def insertion(seq, i\_position, timi):      new\_seq = seq[:]      new\_seq.insert(i\_position, timi)      return new\_seq |
| #Εκτέλεση του αλγόριθμου NEH  #Αποθηκέυουμε την ακολουθία αφού την ταξινομήσουμε στην λίστα seq  def neh(n\_jobs, n\_machines, p):      #ταξινόμηση των εργασιών      seq = start\_order\_neh(n\_jobs, n\_machines, p)      workSequense = [seq[0]] # ακολουθία για το τρέξιμο του αλγόριθμου      bestSequense = [seq[0]] # καλύτερη ακολουθία μετά από κάθε κύκλο      #Διατρέχουμε για όλα τα jobs      for i in range(1, n\_jobs):          bestTime=float("inf") #Δίνουμε αρχική τιμή στον καλύτερο χρόνο μια πολύ μεγάλη τιμή          tmpTime=0          #Διατρέχουμε για όλες τις θέσεις της ακολουθίας          #Το πρώτο στοιχείο το έχουμε τοποθετήσει παραπάνω          #Το δεύτερο στοιχείο θα έχει 2 πιθανές θέσεις          #Το τρίτο στοιχείο έχει 3 πιθανές θέσεις κοκ          for j in range(0, i + 1):   #              tmp\_seq = insertion(workSequense, j, seq[i])              #print("WorkSequense   %s"%tmp\_seq) # Για να εκτυπώσουμε την ακολουθία              C = sm.schedule(n\_jobs, n\_machines, p, tmp\_seq) # καλούμε την συνάρτηση shedule(x,y,z,p) που περιγράφεται παρακάτω              tmpTime=sm.makespan(tmp\_seq, C) # επιστρέφει το makespan για μια συγκεκριμένη ακολουθία              #print("tmpTime: %i"%tmpTime) # Για να εκτυπώσουμε το makespan για την συγκεκριμένη ακολουθία              #Έαν ο χρόνος τις τρέχουσας ακολουθίας είναι καλύτερος από τον καλύτερο χρόνο του συγκεκριμένου κύκλου              #ορίζουμε την ακολουθία ως καλύτερη και ενημερώνουμε τον χρόνο              if bestTime > tmpTime:                  bestTime = tmpTime                  bestSequense = tmp\_seq          #Μετά το τέλος ενός κύκλου μιας εργασίας ενημερώνουμε την ακολουθία που εργαζόμαστε με την καλύτερη ακολουθία          #του προηγούμενου κύκλου για να χρησιμοποιηθεί από τον επόμενο κύκλο.          workSequense=bestSequense      #print("=====================")      #Επιστρέφει την καλύτερη τελευταία ακολουθία που είναι και η καλύτερη ακολουθία του αλγόριθμου      return bestSequense |

Code 1 Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΝΕΗ (1)

Η συνάρτηση η οποία υπολογίζει τους χρόνους εκτέλεσης των εργασιών σύμφωνα με μια ακολουθία (solution), δέχεται ως ορίσματα τον αριθμό των εργασιών (n\_jobs), τον αριθμό των μηχανών (n\_machines), τους χρόνους κάθε εργασίας σε κάθε μηχανή (p) και μια ακολουθία εκτέλεσης των εργασιών (solution).

Παρακάτω παρουσιάζω την εκτέλεση της συνάρτησης π.χ. schedule(n\_jobs, n\_machines, p, solution) με ένα παράδειγμα. Έστω ότι η συνάρτηση παίρνει ως ορίσματα τις τιμές n\_jobs=5, n\_machines = 3, p (ο παρακάτω πίνακας) και Solution=1,4,0,3. Αρχικά υπολογίζουμε τους χρόνους για την πρώτη εργασία τις ακολουθίας που είναι η εργασία 1. Για κάθε μηχανή της εργασίας 1 προσθέτουμε τον χρόνο της προηγούμενης μηχανής. Η δεύτερη εργασία της ακολουθίας είναι η εργασία 4. Αρχικά αθροίζουμε τον χρόνο της προηγούμενης εργασίας και της τρέχουσας στην μηχανή 0. Στη συνέχεια αθροίζουμε τον μεγαλύτερο χρόνο ανάμεσα στον χρόνο της τρέχουσας εργασίας στην προηγούμενη μηχανή και τον χρόνο της προηγούμενης εργασίας στην τρέχουσα μηχανή (max(C[j,i-1], C[solution[idx-1],i]).

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | p | | |  |  | C (1 - 4 - 0 – 3) | | |
| 0 | 54 | 79 | 16 |  | 1 | 83 | 83+3 = 86 | 86 + 89 = 175 |
| 1 | 83 | 3 | 89 |  | 4 | 77 + 83 = 160 | 160 + 56 = 216 | 216 + 89 = 305 |
| 2 | 15 | 11 | 49 |  | 0 | 160+54 = 214 | 216 + 79 = 295 | 305 + 16 = 321 |
| 3 | 71 | 99 | 15 |  | 3 | 214 + 71 = 285 | 295 + 99 = 394 | 394 + 15 = **409** |
| 4 | 77 | 56 | 89 |  |  |  |  |  |

Πίνακας 2 ΕΚΤΕΛΕΣΗ ΜΙΑΣ ΑΚΟΛΟΥΘΙΑΣ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ NEH

|  |
| --- |
| def schedule(n\_jobs, n\_machines, p, solution):      C = np.zeros((n\_jobs, n\_machines)) #Δημιουργεί έναν πίνακα με μέγεθος n\_jobs x n\_machines και τον γεμίζει με μηδενικά      for idx, j in enumerate(solution): #Για κάθε θέση της ακολουθίας (όπου idx->η θέση του πίνακα ακολουθίας και όπου j->η τιμή της θέσης)          for i in range(n\_machines):              if idx == 0: #Εάν εξετάζουμε την πρώτη εργασία της ακολουθίας                  if i==0: #Εάν βρισκόμαστε στην πρώτη μηχανή                      C[j,i] = p[j,i] #Αντιστοιχούμε την αρχική τιμή                  else:                      C[j,i] = C[j,i-1] + p[j,i] #Για τις επόμενες μηχανές και την πρώτη εργασία, αθροίζουμε την τρέχουσα τιμή με την προηγούμενη τιμή              else:                  if i == 0: #Εάν δεν βρισκόμαστε στην πρώτη εργασία της ακολουθίας αλλά στην πρώτη μηχανή                      C[j,i] = C[solution[idx-1],i] + p[j,i] # Αθροίζουμε την τρέχουσα τιμή με την προηγούμενη εργασία στην ίδια μηχανή                  else:                      #Αλλιώς επιλέγουμε την μεγαλύτερη τιμή ανάμεσα στην τιμή του χρόνου της εργασίας στην προηγούμενη μηχανή και του χρόνου της προηγούμενης εργασίας στην ίδια μηχανή                      #και το αθροίζουμε με τον τρέχων χρόνο εργασίας                      C[j,i] = max(C[j,i-1], C[solution[idx-1],i]) + p[j,i]      return C |
| # Χρόνος ολοκλήρωσης μιας συγκεκριμένης ακολουθίας  def makespan(job\_sequence, C): # Με τους παρακάτω τελεστές παίρνουμε την τελευταία τιμή του πίνακα με τους χρόνους που αντιστοιχεί στον τελικό χρόνο εκτέλεσης      return C[job\_sequence[-1], -1] |

Code 2 Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ NEH (2)

#### 5.1.1.1 Βελτιωμένος Αλγόριθμος NEH\_F

Ο βελτιωμένος αλγόριθμος NEH\_F, εξετάζει σε κάθε βήμα μια εργασία σύμφωνα με την ακολουθία που έχει προκύψει από την ταξινόμηση των χρόνων εκτέλεσης κάθε εργασίας σε κάθε μηχανή. Παρόμοια με τον αλγόριθμο NEH ταξινομεί για αρχή τις εργασίες σύμφωνα με τους χρόνους εκτέλεσης σε κάθε μηχανή. Στην συνέχεια δημιουργεί τρεις πίνακες και εκτελεί τα εξής βήματα:

|  |
| --- |
| **ΒΗΜΑ 1ο** Υπολογίζει τον συντομότερο χρόνο ei,j της εργασίας i στην μηχανή j |
| e0j = 0, ei0 = 0  eij = max { ei, j-1 , ei-1, j } + tij  (i = 1, … , k-1) (j = 1, … , m) |
| **BHMA 2ο** Υπολογίζει την ουρά qij δηλ. την διάρκεια από την ώρα έναρξης της i-οστής εργασίας στην j-οστή μηχανή μέχρι το τέλος των εργασιών. |
| qkj = 0, qi, m+1 = 0  qij = max { qi, j+1 , ei+1, j } + tij  (i = k-1, … ,1) (j = m, … , 1) |
| ΒΗΜΑ 3ο Υπολογίζει τον συντομότερο χρόνο fij στην j-οστή μηχανή της k-οστής εργασίας που εισάγεται στην i-οστή θέση. |
| fi0 = 0,  fij = max { fi, j-1 , ei-1, j } + tkj  (i = 1, … , k) (j = 1, … , m) |
| ΒΗΜΑ 4ο Καταχωρείται η τιμή του χρόνου MAKESPAN Μi όταν προστεθεί η εργασία k στην i-οστή θέση. |
| Mi = maxj (fij + qij)  (i = 1, … , k) (j = 1, … , m) |

Πίνακας 3 ΒΗΜΑΤΑ ΒΕΛΤΙΩΜΕΝΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ NEH\_F

Δημιουργεί τρεις πίνακες e, q και f:

e : πίνακας στον οποίο καταχωρούνται οι εργασίες σύμφωνα με την τρέχουσα ακολουθία, έστω ότι έχουμε την ακολουθία 4 – 3 – 1 – 0 - 2 και εξετάζουμε την εργασία 3 ως προς την εργασία 4.

q : πίνακας στον οποίο καταχωρούνται οι εργασίες από το τέλος της ακολουθίας προς την αρχή, ξεκινώντας πάντα από την τελευταία εργασία των εργασιών που εξετάζονται.

f : πίνακας στον οποίο καταχωρούνται οι συντομότεροι χρόνοι της εξεταζόμενης εργασίας σε σχέση με τις υπόλοιπες εργασίες.

Στον παρακάτω πίνακα περιγράφεται με ένα παράδειγμα ο βελτιωμένος αλγόριθμος NEH\_F. Έχουμε τον πίνακα p με τους χρόνους (t). Η ακολουθία έναρξης είναι η ακολουθία 4 – 3 – 1 – 0 – 2. Τοποθετούμε την εργασία που εμφανίζεται πρώτη στην ακολουθία στον πίνακα e, στην συνέχεια τοποθετούμε την εργασία 3 που εξετάζεται στον πίνακα f. Τέλος τοποθετούμε την ουρά των εργασιών που επεξεργαζόμαστε δηλ. των εργασιών 4 και 3 εκτός της εργασίας που εξετάζουμε. Στην ουρά μπαίνει η εργασία 4 με αντίστροφή φορά. Μετά τον πρώτο κύκλο η ακολουθία γίνεται 3 – 4 – 1 – 0 – 2, και εξετάζεται η εργασία 1.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **4 - 3 - 1 - 0 - 2** | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| p | | |  | e | | |  | q | | |  | f | | |  | sum | | |
| 54 | 79 | 16 |  | 77 | 133 | 222 |  | 222 | 145 | 89 |  | 71 | 170 | 185 |  | 293 | **315** | 274 |
| 83 | 3 | 89 |  |  |  |  |  |  |  |  |  | 148 | 247 | 262 |  | 148 | 247 | **262** |
| 15 | 11 | 49 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  | 0 | **0** | 0 |
| 71 | 99 | 15 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  | 0 | 0 | **0** |
| 77 | 56 | 89 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| **3 - 4 - 1 - 0 - 2** | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| p | | |  | e | | |  | q | | |  | f | | |  | sum | | |
| 54 | 79 | 16 |  | 71 | 170 | 185 |  | 315 | 244 | 104 |  | 83 | 86 | 175 |  | **398** | 330 | 279 |
| 83 | 3 | 89 |  | 148 | 226 | 315 |  | 222 | 145 | 89 |  | 154 | 173 | 274 |  | **376** | 318 | 363 |
| 15 | 11 | 49 |  |  |  |  |  |  |  |  |  | 231 | 234 | 404 |  | 231 | 234 | **404** |
| 71 | 99 | 15 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  | 0 | 0 | **0** |
| 77 | 56 | 89 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| **3 - 1 - 4 - 0 - 2** | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| p | | |  | e | | |  | q | | |  | f | | |  | sum | | |
| 54 | 79 | 16 |  | 71 | 170 | 185 |  | 376 | 292 | 193 |  | 54 | 133 | 149 |  | **430** | 425 | 342 |
| 83 | 3 | 89 |  | 154 | 173 | 274 |  | 305 | 181 | 178 |  | 125 | 249 | 265 |  | 430 | 430 | **443** |
| 15 | 11 | 49 |  | 231 | 287 | 376 |  | 222 | 145 | 89 |  | 208 | 287 | 303 |  | 430 | **432** | 392 |
| 71 | 99 | 15 |  |  |  |  |  |  |  |  |  | 285 | 366 | 392 |  | 285 | 366 | **392** |
| 77 | 56 | 89 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| **0 - 3 - 1 - 4 - 2** | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| p | | |  | e | | |  | q | | |  | f | | |  | sum | | |
| 54 | 79 | 16 |  | 54 | 133 | 149 |  | 430 | 371 | 209 |  | 15 | 26 | 75 |  | **445** | 397 | 284 |
| 83 | 3 | 89 |  | 125 | 232 | 247 |  | 376 | 292 | 193 |  | 69 | 144 | 198 |  | **445** | 436 | 391 |
| 15 | 11 | 49 |  | 208 | 235 | 336 |  | 305 | 181 | 178 |  | 140 | 243 | 296 |  | 445 | 424 | **474** |
| 71 | 99 | 15 |  | 285 | 341 | 430 |  | 222 | 145 | 89 |  | 223 | 246 | 385 |  | 445 | 391 | **474** |
| 77 | 56 | 89 |  |  |  |  |  |  |  |  |  | 300 | 352 | 479 |  | 300 | 352 | **479** |

Πίνακας 4 ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΒΕΛΤΙΩΜΕΝΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ NEH\_F

Μετά από τα παραπάνω περάσματα, καταλήγουμε στον τελευταίο πίνακα για τον οποίο ακολουθεί μια αναλυτικότερη περιγραφή:

Σε αυτόν τον κύκλο εξετάζουμε την εργασία 2.

Ξεκινάμε και τοποθετούμε στον πίνακα e τις εργασίες 0 , 3 , 1 και 4 (προσέχουμε να αθροίσουμε τον μεγαλύτερο προηγούμενο χρόνο).

Τοποθετούμε στον πίνακα q τις εργασίες ξεκινώντας από το τέλος προς την αρχή εκτός της εργασίας 2.

Τοποθετούμε στον πίνακα f τους χρόνους της εξεταζόμενης εργασίας 2 σε σχέση με τις υπόλοιπες εργασίες. Στην πρώτη γραμμή τοποθετούμε την εργασία 2 αθροίζοντας τους χρόνους. Στην δεύτερη γραμμή τοποθετούμε τους χρόνους της εργασίας 2 σε σχέση με την πρώτη γραμμή του πίνακα e δλδ. της πρώτης εργασίας της τρέχουσας ακολουθίας και λαμβάνουμε υπόψη τον εξής κανόνα

**fi,j = max(fi,j-i , ei-1,j) + pk,j**

Π.χ. για την τοποθέτηση της τιμής p2,1 (11) στην θέση f2,1 συγκρίνουμε τις τιμές f2,0 (140) και e1,1 (232), παίρνουμε την μεγαλύτερη τιμή και αθροίζουμε την τιμή p2,1, άρα στην θέση f2,1 τοποθετούμε την τιμή 232+11 = 243.

Στη συνέχεια αθροίζουμε τους πίνακες q και f και κρατάμε για κάθε εργασία την μεγαλύτερη τιμή. Η θέση στην οποία βρίσκεται η ελάχιστη μέγιστη τιμή αντιστοιχεί στην θέση στην οποία θα τοποθετηθεί στην ακολουθία η εξεταζόμενη εργασία. Στην περίπτωση του παραδείγματος η εξεταζόμενη εργασία 2 θα τοποθετηθεί στην θέση 1 ή 2 καθώς εμφανίζουν τις ελάχιστες μέγιστες τιμές μεταξύ των 445, 445 , 474 και 474. Ο αλγόριθμος επιλέγει την πρώτη ελάχιστη τιμή, άρα η εργασία 2 θα τοποθετηθεί στην θέση 0 της ακολουθίας.

Ακολουθεί ο βελτιωμένος αλγόριθμος NEH\_F. Δημιουργήθηκε το αρχείο neh\_f.py το οποίο περιέχει τις παρακάτω συναρτήσεις:

* + job\_sum\_time(job\_j, n\_machines, p) : υπολογίζει τον συνολικό χρόνο εκτέλεσης κάθε εργασίας σε όλες τις μηχανές
  + start\_order\_neh(n\_jobs, n\_machines, p) : Ταξινομεί τις εργασίες σύμφωνα με τους συνολικούς χρόνους εκτέλεσης.
  + insertion(seq, i\_position, timi) : Δημιουργεί τους συνδυασμούς ακολουθιών για κάθε εργασία.
  + neh\_f(n\_jobs, n\_machines, p) : Ο κορμός του βελτιωμένου αλγόριθμου NEH\_F

Οι συναρτήσεις job\_sum\_time(job\_j, n\_machines, p) , start\_order\_neh(n\_jobs, n\_machines, p) και insertion(seq, i\_position, timi) είναι οι ίδιες με τις συναρτήσεις στο αρχείο neh.py. Θα μπορούσαμε να τις δηλώσουμε μια φορά και να τις χρησιμοποιήσουμε και στην περίπτωση του αλγόριθμου neh\_f. Για λόγους ευκολότερης ανάγνωσης του κώδικα επέλεξα να τις επαναλάβω. Παρακάτω παρουσιάζεται η συνάρτηση neh\_f(n\_jobs, n\_machines, p) που υλοποιεί τον βελτιωμένο αλγόριθμο neh\_f:

|  |
| --- |
| #Εκτέλεση του αλγόριθμου NEH\_f  #Αποθηκέυουμε την ακολουθία αφού την ταξινομήσουμε στην λίστα seq  def neh\_f(n\_jobs, n\_machines, p):      test='jim'      seq = start\_order\_neh(n\_jobs, n\_machines, p)      print(seq)        #Η μεταβλητή k παίρνει τιμές από 1 έως n\_jobs-1 και η μεταβλητή job παίρνει τιμές από το δεύτερο στοιχείο και μετά της λίστας seq      for k, job in zip(range(1, n\_jobs), seq[1:]):          # e -> Ορίζουμε την δομή για την καταχώρηση          e = np.zeros((k+1, n\_machines+1))          # q -> Ορίζουμε την δομή για την καταχώρηση της ουράς των εργασιών (της εργασίας i στην μηχανή j)          q = np.zeros((k+1, n\_machines+1))          # f -> Ορίζουμε την δομή για την καταχώρηση του ελάχιστου χρόνου εκτέλεσης της εργασία k στην θέση i της μηχανής j          f = np.zeros((k+1, n\_machines+1))            # Βρίσκουμε τον ελάχιστο χρόνο για κάθε θέση στην οποία μπορεί να εισαχθεί η εργασία k          # Υπολογίζουμε τον ελάχιστο χρόνο εκτέλεσης, την ουρά και τον σχετικό χρόνο εκτέλεσης          for i in range(k + 1):              for j in range(n\_machines):                  if i < k:                      #Τοποθέτηση αντίστοιχης εργασίας στον πίνακα e                      e[i, j] = max(e[i, j-1], e[i-1, j]) + p[seq[i], j]                  if i > 0:                      #Τοποθέτηση αντίστοιχης εργασίας στον πίνακα q                      q[k-i, n\_machines-j-1] = max(q[k-i, n\_machines-j], q[k-i+1, n\_machines-j-1]) + p[seq[k-i], n\_machines-j-1]                  #Τοποθέτηση αντίστοιχης εργασίας στον πίνακα f                  f[i, j] = max(f[i, j-1], e[i-1, j]) + p[job, j]            # Partial makespans inserting job in i-th position          # Υπολογίζεται το άθροισμα των πινάκων f και q , επιλέγεται αυτό με την μεγαλύτερη τιμή ανά γραμμή και αποθηκεύεται στον πίνακα Mi          Mi = np.amax(f + q, axis=1)[:-1]            # Επιλέγει την θέση του ελάχιστου από τα παραπάνω μέγιστα αθροίσματα.          # Στην συγκεκριμένη θέση θα τοποθετηθεί η τρέχουσα εργασία          position = np.where(Mi == Mi.min())[0][0]            #makespan = int(Mi[position])          # Εισάγουμε την τρέχουσα εργασία στην θέση που ελαχιστοποιεί το makespan          seq.remove(job)          seq.insert(position, job)          print(seq)      return seq |

Code 3 ΒΕΛΤΙΩΜΕΝΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ NEH\_F (1)

Ο αλγόριθμος NEH έχει πολυπλοκότητα Ο(n3m) καθώς διατρέχει 3 φορές το σύνολο των εργασιών για κάθε μηχανή, ενώ ο βελτιωμένος αλγόριθμος NEH\_f διατρέχει 2 φορές το σύνολο των εργασιών για κάθε μηχανή. Κατά την εκτέλεση των δύο αλγορίθμων, έγιναν μετρήσεις στους χρόνους εκτέλεσης. Παρακάτω παρουσιάζεται ο τρόπος κλήσης των αλγορίθμων και το αποτέλεσμα:

|  |
| --- |
| file = lf.load\_files()  print(file)  n\_jobs, n\_machines, p = lf.read\_pfsp\_instance(file)  #n\_jobs, n\_machines, p = lf.read\_pfsp\_instance('./toy')  start1 = time.time()  job\_sequence\_neh = neh.neh(n\_jobs, n\_machines, p)  end1 = time.time()  C = sm.schedule(n\_jobs, n\_machines, p, job\_sequence\_neh)  bestTimeNeh = sm.makespan(job\_sequence\_neh, C)  print("\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*   NEH  \*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*")  print("Η αποδοτικότερη ακολουθία με τον αλγόριθμο NEH είναι:%s"%job\_sequence\_neh)  print("Ο καλύτερος χρόνος σύμφωνα με τον αλγόριθμο NEH είναι:%i"%bestTimeNeh)  print("ΧΡΟΝΟΣ ΕΚΤΕΛΕΣΗΣ NEH :", (end1-start1) \* 10\*\*3, "ms")  print("---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------")  start2 = time.time()  job\_sequence\_neh\_f = neh\_f.neh\_f(n\_jobs, n\_machines, p)  end2 = time.time()  C = sm.schedule(n\_jobs, n\_machines, p, job\_sequence\_neh\_f)  bestTimeNeh\_F = sm.makespan(job\_sequence\_neh\_f, C)  print("\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*  ΒΕΛΤΙΩΜΕΝΟΣ   NEH\_f  \*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*")  print("Η αποδοτικότερη ακολουθία με τον ΒΕΛΤΙΩΜΕΝΟ αλγόριθμο NEH\_F είναι:%s"%job\_sequence\_neh\_f)  print("Ο καλύτερος χρόνος σύμφωνα με τον αλγόριθμο NEH είναι:%i"%bestTimeNeh\_F)  print("ΧΡΟΝΟΣ ΕΚΤΕΛΕΣΗΣ NEH\_F :", (end2-start2) \* 10\*\*3, "ms") |

Code 4 ΣΥΓΚΡΙΣΗ NEH με NEH\_F

Όπως μπορούμε να δούμε στην παρακάτω εικόνα και οι δύο αλγόριθμοι καταλήγουν στην ίδια ακολουθία και στο ίδιο makespan. O αλγόριθμος NEH εκτελέστηκε σε 13,96 ms ενώ ο βελτιωμένος αλγόριθμος NEH\_f σε 3,02 ms.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, γραμματοσειρά, γραμμή, στιγμιότυπο οθόνης

Περιγραφή που δημιουργήθηκε αυτόματα

Εικόνα 4 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΣΥΓΚΡΙΣΗΣ NEH ΜΕ NEH\_F

## 5.1.3 Ο Αλγόριθμος TABOO Search

Ένας επιπλέον ευρετικός αλγόριθμος ο οποίος βασίζεται στην τεχνική TABOO Search, ξεκινάει με μια τυχαία ακολουθία π.χ. [0,1,2,3,4 …] και στην συνέχεια δημιουργεί νέες ακολουθίες αλλάζοντας θέσεις σε 2 στοιχεία της ακολουθίας. Ορίζουμε για πόσες επαναλήψεις θα επαναλάβει την διαδικασία δημιουργίας γειτόνων όπως ονομάζονται οι ακολουθίες που δημιουργούνται. Εάν ο αριθμός των εργασιών ενός στιγμιότυπου είναι n τότε σε κάθε κύκλο δημιουργούνται (n-1)2 ακολουθίες. Κατά την διάρκεια των κύκλων σίγουρα επαναλαμβάνονται ίδιες ακολουθίες.

Κάθε ακολουθία που εξετάζεται αποθηκεύεται στην λίστα TABOO για να μην εξετάζουμε ίδιες λύσεις συνεχώς. Βέβαια η λίστα TABOO ορίζεται να έχει ένα συγκεκριμένο μέγεθος, οπότε όταν γεμίσει αφαιρεί μια ακολουθία κάθε φορά που προσθέτει μια. Κάθε φορά που εξετάζουμε μια ακολουθία ελέγχουμε εάν βρίσκεται στην λίστα TABOO. Εάν δεν υπάρχει στην λίστα TABOO υπολογίζουμε το makespan και ελέγχουμε εάν είναι καλύτερο από το μέχρι τώρα καλύτερο makespan. Κρατάμε πάντα το καλύτερο makespan και την καλύτερη ακολουθία σε μια μεταβλητή αντίστοιχα.

Επειδή η αναζήτηση TABOO συχνά μπορεί να κολλήσει σε μια τιμή, προσθέτουμε έναν επιπλέον μηχανισμό τερματισμού έτσι ώστε όταν βρεθεί η καλύτερη λύση για πάνω από 10 φορές στη σειρά ο αλγόριθμος τερματίζεται.

|  |
| --- |
| def taboo\_search(n\_jobs, n\_machines, p, max\_iterations):      stackCounter = 0      #Αρχικοποιούμε τις μεταβλητές      current\_sequence = list(range(n\_jobs))                  #Τρέχουσα ακολουθία      best\_sequence = current\_sequence.copy()                 #Καλύτερη ακολουθία      C = sm.schedule(n\_jobs, n\_machines,p, best\_sequence)    #Υπολογίζει το makespan για την καλύτερη ακολουθία. Στην αρχή είναι η ακολουθία 1,2,3,4 .....      best\_makespan = C[-1][-1]                               #Αρχικοποιεί τον καλύτερο χρόνο makespan        taboo\_list = []  #Λίστα με απαγορευμένες ακολουθίες, για να μην εξετάζουμε συνέχεια τις ίδιες ακολουθίες      taboo\_size = min(n\_jobs // 2, 5) # Ορίζεται η λίστα TABOO να έχει μέγεθος όσο οι μισές εργασίες που εξετάζονται. Εάν ο αριθμός των εργασιών είναι πολύ μεγάλος η λίστα θα έχει μέγεθος 5      for \_ in range(max\_iterations): # Επαναλαμβάνουμε την εύρεση βέλτιστης λύσης για όσες επαναλήψεις ορίσαμε.          neighbors = []  # Γείτονες, αφορά τις ακολουθίες που δημιουργούμε τυχαία για εύρεση λύσης          for i in range(n\_jobs - 1):              for j in range(i + 1, n\_jobs):                  neighbor\_sequence = current\_sequence.copy() #Η current\_sequence αλλάζει κάθε φορά                  #Η ακολουθίες (γείτονες) δημιουργούνται αλλάζοντας δύο στοιχεία στον τρέχων πίνακα ακολουθίας                  neighbor\_sequence[i], neighbor\_sequence[j] = neighbor\_sequence[j], neighbor\_sequence[i]                  neighbors.append(neighbor\_sequence) #Τοποθετούμε στην λίστα γειτόνων την ακολουθία που δημιουργήσαμε          neighbors.sort(key=lambda x: sm.makespan\_taboo(x, p,n\_jobs, n\_machines)) # Ταξινομούμε την λίστα με τους γείτονες σύμφωνα με το καλύτερο makespan          for neighbor in neighbors:#Εξετάζουμε όλους τους γείτονες              if neighbor not in taboo\_list: #Εάν ο γείτονας δεν βρίσκεται στην απαγορευμένη λίστα θα εξεταστεί                  current\_sequence = neighbor #Εδώ αλλάζουμε την ακολουθία current για να δημιουργηθούν νέες ακολουθίες κατά την δημιουργία γειτόνων παραπάνω                  current\_makespan = sm.makespan\_taboo(current\_sequence, p, n\_jobs, n\_machines) #Υπολογίζουμε το makespan της συγκεκριμένης ακολουθίας (Γείτονα)                  if current\_makespan < best\_makespan:    #Εάν η συγκεκριμένη ακολουθία έχει καλύτερο makespan από το μέχρι τώρα καλύτερο. Ενημερώνουμε τις μεταβλητές                      best\_sequence = current\_sequence.copy()                      best\_makespan = current\_makespan                      stackCounter = 0                  elif current\_makespan == best\_makespan:    # Κρατάμε έναν μετρητή για να ελέγχουμε πόσες φορές βρίσκουμε τον καλύτερο χρόνο                      stackCounter += 1                    taboo\_list.append(neighbor)  # Προσθέτουμε τον γείτονα που εξετάσαμε στην λίστα TABOO                  if len(taboo\_list) > taboo\_size: #Εάν το μέγεθος της λίστας έχει φτάσει στο μέγιστο αφαιρούμε έναν γείτονα                      taboo\_list.pop(0)                  break          if stackCounter >= 10:              break      return best\_sequence, best\_makespan # Επιστρέφουμε την καλύτερη ακολουθία με το καλύτερο makespan |

Code 5 Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΤΑΒΟΟ SEARCH

Ο αλγόριθμος TABOO Search είναι ένας αλγόριθμος επίλυσης προβλημάτων βελτιστοποίησης. Έχει μεγάλους χρόνους εκτέλεσης καθώς δοκιμάζει πολλούς συνδυασμούς. Στην περίπτωση της λύσης του προβλήματος PFSP, έχει καταφέρει αρκετές φορές να βρει καλύτερη λύση από τους αλγόριθμους NEH. Συγκεκριμένα 7 στις 10 φορές ο αλγόριθμος TABOO έδωσε καλύτερη λύση από τους αλγόριθμους NEH.

## 5.1.2 Ο Αλγόριθμος NEHedd

Όπως παρουσιάστηκε στην προηγούμενη ενότητα στον αρχικό αλγόριθμο NEH, οι εργασίες ταξινομούνται σε φθίνουσα (μη αύξουσα) σειρά ως προς το άθροισμα των χρόνων επεξεργασίας στις μηχανές, και στη συνέχεια λαμβάνεται μια τελική λύση με εποικοδομητικό τρόπο, προσθέτοντας σε κάθε βήμα μια νέα εργασία σε αυτή τη σειρά και στη συνέχεια εισάγοντας την στην καλύτερη θέση, δηλαδή σε αυτή που οδηγεί στην καλύτερη μερική λύση. Δεδομένου ότι στο πρόβλημά μας λαμβάνονται υπόψη οι ημερομηνίες λήξης, μπορεί να υπάρχουν διάφορες μέθοδοι για την ταξινόμηση των εργασιών. Στο NEHedd, οι εργασίες ταξινομούνται κατά μη φθίνουσα σειρά των ημερομηνιών λήξης. Η EDD (edd) υποδηλώνει την συντομότερη ημερομηνία λήξης. Μια παραλλαγή του αλγόριθμου NEHedd εκτελεί μια αρχική ταξινόμηση των εργασιών σε περισσότερα του ενός εργοστάσια σύμφωνα με τον ελάχιστο χρόνο καθυστέρησης, ο οποίος υπολογίζεται από τους χρόνους due date.[11]

Σον παρακάτω ψευδοκώδικα παρουσιάζονται τα βήματα εκτέλεσης του αλγόριθμου NEHedd.

|  |
| --- |
| **Procedure NEHedd:**  Πedd = Ταξινόμηση των n εργασιών κατά αύξουσα σειρά των due dates (πedd).  Για κάθε εργοστάσιο f από 1 έως F:  Αρχικοποίηση της λύσης για το εργοστάσιο f με κενό σύνολο (πf = ∅).  Για κάθε εργασία j από 1 έως n:  x = πedd(j) # Εργασία με την j-η μικρότερη due date  Για κάθε εργοστάσιο f από 1 έως F:  Δοκιμή της εργασίας x σε όλες τις πιθανές θέσεις της λύσης πf.  Υπολογισμός της συνολικής καθυστέρησης (Total Tardiness - TT) στο εργοστάσιο f για κάθε πιθανή θέση.  Βρες το εργοστάσιο fmin με τη μικρότερη συνολική καθυστέρηση.  Πρόσθεσε την εργασία x στο εργοστάσιο fmin στην κατάλληλη θέση που μειώνει τη συνολική καθυστέρηση.  Επιστροφή της βέλτιστης λύσης (π). |

Code 6 Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ NEHedd

Η εκτεταμένη υπολογιστική αξιολόγηση των ευρετικών μεθόδων για το πρόβλημα

έχει δείξει ότι ο αλγόριθμος NEHedd αποτελεί μια βασική εποικοδομητική ευρετική μέθοδος για τα αποτελέσματα της αποδοτικότητας του. Πιο συγκεκριμένα, περισσότεροι από τους μισούς βελτιωτικούς ευρετικούς ή μεταευρετικούς αλγόριθμους, της τελευταίας τεχνολογίας για το πρόβλημα DPFSP edd χρησιμοποιούν το NEHedd ως αρχική λύση [12].

Παρά την εξαιρετική απόδοση της ευρετικής NEHedd, πιστεύουμε ότι θα μπορούσαν να επιτευχθούν πρόσθετες βελτιώσεις με περαιτέρω ανάλυση του υπό εξέταση προβλήματος. Πρώτον, το πρόβλημα ελαχιστοποίησης της καθυστέρησης θα μπορούσε να μοιάζει με διαφορετικά προβλήματα χρονοπρογραμματισμού ανάλογα με τις ημερομηνίες λήξης των εργασιών για κάθε συγκεκριμένη περίπτωση: Διαισθητικά, είναι σαφές ότι, για ένα παράδειγμα με ημερομηνίες λήξης πολύ μεγαλύτερες από το άθροισμα των χρόνων επεξεργασίας των εργασιών του, σχεδόν κάθε χρονοδιάγραμμα μπορεί να αποδώσει μηδενική συνολική καθυστέρηση, μετατρέποντας έτσι το πρόβλημα σε τετριμμένο. Αντίστοιχα, μη επιτεύξιμες ημερομηνίες λήξης για κάθε εργασία οδηγεί σε ένα παράδειγμα για το οποίο σχεδόν κάθε ακολουθία αποδίδει καθυστέρηση για κάθε εργασία και επομένως το πρόβλημα μοιάζει με αυτό της ελαχιστοποίησης του χρόνου ροής. Με τη διενέργεια ανάλυσης αυτών των πιθανών σεναρίων, μπορούν να αποκτηθούν περαιτέρω γνώσεις σχετικά με το πρόβλημα, ώστε να βελτιωθεί η απόδοση της διαδικασίας NEHedd. [13] Η παρούσα εργασία χρησιμοποιεί τα δεδομένα Taillard όπου εξετάζεται μια πληθώρα χρόνων λήξης για να καλύψει ένα μεγάλο μέρος των λύσεων ως προς το εξέταση πρόβλημα.

# 6. ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΚΑΙ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ

Για την αντιμετώπιση δύσκολων προβλημάτων βελτιστοποίησης, χρησιμοποιούνται αλγόριθμοι υψηλής απόδοσης οι οποίοι τις περισσότερες φορές καταλήγουν σε μεταευρετικές μεθόδους. Η έννοια του μεταευρετικού αλγορίθμου αναφέρεται σε μια κατηγορία αλγορίθμων βελτιστοποίησης που είναι σχεδιασμένοι να βρίσκουν καλές ή κοντά στις βέλτιστες λύσεις σε προβλήματα που δεν μπορούν να λυθούν αποτελεσματικά με κλασικές μεθόδους (π.χ. εξαντλητική αναζήτηση). Οι μεταευρετικοί αλγόριθμοι ξεπερνούν τις παραδοσιακές ευρετικές μεθόδους εισάγοντας μηχανισμούς που τους επιτρέπουν να αποφεύγουν την παγίδευση σε τοπικά άριστα και να εξερευνούν πιο αποτελεσματικά τον χώρο των πιθανών λύσεων. [14]

Κατά τον σχεδιασμό μια μεταευρετικής μεθόδου πρέπει να προτιμάται η απλότητα, τόσο εννοιολογικά όσο και πρακτικά. Φυσικά, πρέπει επίσης να οδηγεί σε αποτελεσματικούς αλγορίθμους. Εάν σκεφτούμε μια μεταευρετική ως μια απλή κατασκευή για την καθοδήγηση (ειδικών για το πρόβλημα) ευρετικών, θα ήταν ιδανικό η μεταευρετική μέθοδος που θα χρησιμοποιηθεί να είναι ανεξάρτητη του προς επίλυση προβλήματος έτσι ώστε να πετύχουμε μια γενικότητα του αλγόριθμου. Με αποτέλεσμα να μπορούν να εφαρμοστούν σε μεγάλη ποικιλία προβλημάτων, ανεξαρτήτως του συγκεκριμένου τους πεδίου ή δομής. Μιας και το όριο μεταξύ ευρετικών και μεταευρετικών μεθόδων δεν είναι πάντα σαφές, διατρέχουμε τον κίνδυνο να χάσουμε την απλότητα και την γενικότητα ενός μεταευρετικού αλγόριθμου. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος αποσυνθέτουμε έναν μεταευρετικό αλγόριθμο σε μικρότερα ανεξάρτητα μέρη. Κάθε μέρος καλείται να επιλύσει μέρος του προβλήματος προσπαθώντας να ξεχωρίσει την γενικότερη γνώση από την γνώση του προβλήματος. Τέλος στο μέτρο του δυνατού, προτιμούμε να αφήσουμε ανέγγιχτο το ενσωματωμένο ευρετικό σύστημα το οποίο θα περιέχει και στην σχετική με το πρόβλημα γνώση, αντιμετωπίζοντας το ως ρουτίνα «μαύρου κουτιού». Οι μεταευρετικοί αλγόριθμοι συνήθως δεν εγγυώνται το απόλυτο βέλτιστο, αλλά βρίσκουν καλές λύσεις μέσα σε εύλογο χρόνο. Μερικά παραδείγματα μεταευρετικών αλγορίθμων αποτελούν οι παρακάτω αλγόριθμοι:

* **Simulated Annealing (Προσομοιωμένη Ανόπτηση)**: Βασίζεται σε στατιστικές μεθόδους και την ιδέα της προσομοίωσης της διαδικασίας ανόπτησης μετάλλων, όπου το σύστημα επιτρέπει σταδιακές μεταβολές στη λύση με πιθανότητα αποδοχής χειρότερων λύσεων για να αποφύγει τοπικά άριστα.
* **Genetic Algorithms (Γενετικοί Αλγόριθμοι)**: Βασισμένοι στη φυσική επιλογή και τη γενετική, δημιουργούν λύσεις με αναπαραγωγή, μετάλλαξη και επιλογή με βάση την "καταλληλότητα" των λύσεων, προσπαθώντας να προσομοιώσουν τη φυσική εξέλιξη.
* **Iterated Local Search ILS (Επαναληπτική Τοπική Αναζήτηση)**: Ξεκινά από μια λύση και εφαρμόζει επαναλαμβανόμενες διαταραχές και τοπική αναζήτηση για να ανακαλύψει καλύτερες λύσεις. [15]

## 6.1 Iterated Local Search (ILS)

Η μέθοδος **Iterated Local Search (ILS)** είναι μια μεταευρετική μέθοδος βελτιστοποίησης που συνδυάζει την αναζήτηση τοπικών βελτιώσεων με συστηματικές διαταραχές της λύσης, ώστε να αποφευχθεί το πρόβλημα της παγίδευσης σε τοπικά άριστα σημεία. Η μέθοδος αυτή εφαρμόζεται σε προβλήματα όπου οι λύσεις βελτιώνονται μέσω επαναλαμβανόμενης βελτίωσης μικρών τοπικών τροποποιήσεων.

Η βασική ιδέα που διέπει την μέθοδο επαναλαμβανόμενης τοπικής αναζήτησης (ILS) είναι να επιστρέφονται οι υποψήφιες λύσεις ενός προβλήματος, από κάποιον υποκείμενο αλγόριθμο, συνήθως έναν ευρετικό μηχανισμό τοπικής αναζήτησης και όχι στον πλήρη χώρο όλων των λύσεων. Η προκύπτουσα συμπεριφορά αναζήτησης μπορεί να χαρακτηριστεί ως επαναληπτική δημιουργία μιας αλυσίδας λύσεων αυτού του ενσωματωμένου αλγορίθμου. Το αποτέλεσμα είναι επίσης ένας εννοιολογικά απλός μεταευρετικός αλγόριθμος, ο οποίος ωστόσο έχει οδηγήσει σε αλγορίθμους τελευταίας τεχνολογίας για πολλά υπολογιστικά δύσκολα προβλήματα. Στην πραγματικότητα, πολύ καλές επιδόσεις επιτυγχάνονται συχνά ήδη από μάλλον απλές υλοποιήσεις της μεταευρετικής. Επιπλέον, η αρθρωτή αρχιτεκτονική της επαναλαμβανόμενης τοπικής αναζήτησης την καθιστά πολύ κατάλληλη για μια προσέγγιση μηχανικής αλγορίθμων όπου, σταδιακά, η απόδοση του αλγορίθμου μπορεί να βελτιστοποιηθεί περαιτέρω. [16]

Ένας αλγόριθμος ILS δημιουργεί επαναληπτικά μια ακολουθία λύσεων που δημιουργούνται από το ενσωματωμένο ευρετικό, οδηγώντας σε πολύ καλύτερες λύσεις από ό,τι αν χρησιμοποιούσε επαναλαμβανόμενες τυχαίες δοκιμές αυτού του ευρετικού.

Τα βήματα που εκτελεί ένας αλγόριθμος ILS, μπορούν να συνοψιστούν ως εξής:

1. **Αρχική Λύση**: Δημιουργία μιας τυχαίας αρχικής λύσης.
2. **Τοπική Αναζήτηση**: Εφαρμογή τοπικής αναζήτησης (π.χ., hill climbing, simulated annealing) στην αρχική λύση για να βελτιωθεί.
3. **Διαταραχή (Perturbation)**: Μια διαταραχή εφαρμόζεται στην τρέχουσα λύση για να αλλάξει ριζικά η λύση (έξοδος από το τοπικό άριστο).
4. **Επανάληψη Τοπικής Αναζήτησης**: Εφαρμογή τοπικής αναζήτησης στην τροποποιημένη λύση.
5. **Αποδοχή**: Σύγκριση της νέας λύσης με την καλύτερη που έχουμε βρει μέχρι στιγμής, και αντικατάστασή της αν είναι καλύτερη.
6. **Επανάληψη**: Επαναλαμβάνουμε τα βήματα 3-5 μέχρι να ικανοποιηθεί κάποιο κριτήριο τερματισμού (π.χ. μέγιστος αριθμός επαναλήψεων ή χρονικός περιορισμός).

Η ιδέα είναι ότι η τοπική αναζήτηση θα φέρει μια λύση κοντά σε ένα τοπικό άριστο, και η διαταραχή επιτρέπει την εξερεύνηση νέων περιοχών του χώρου λύσεων.

Εικόνα που περιέχει διάγραμμα, γραμμή, γράφημα, κείμενο

Περιγραφή που δημιουργήθηκε αυτόματα

Εικόνα 5 LOCAL SEARCH

Θα μπορούσαμε να περιγράψουμε την μέθοδο ILS ως εξής: Εξερευνώντας τον χώρο λύσεων S, ξεκινάμε από μια κατάσταση s\*, για να καταλήξουμε με μια αλλαγή ή διαταραχή perturbation σε μια ενδιάμεση κατάσταση s’. Εφαρμόζοντας τοπική αναζήτηση στην s’ καταλήγουμε στην s\*’. Έπειτα εκτελείται έλεγχος ακαταλληλότητας στην s\*’. Εάν η s\*’ αποτελεί μια βελτιωμένη λύση γίνεται το επόμενο στοιχείο προς διερεύνηση, σε διαφορετική περίπτωση επιστρέφουμε στην s\*. Παρακάτω παρουσιάζεται ο ψευδοκώδικας της μεθόδου ILS:

|  |
| --- |
| **Procedure ILS**  s0 = GenerateInitialSolution //π.χ. NEHedd  s\* = LocalSearch(s0)  repeat  s' = Perturbation(s\*, history)  s\*' = LocalSearch(s')  s\* = AcceptanceCriterion(s\*, s\*', history)  until termination condition metend |

Code 7 ITERATED LOCAL SEARCH

Αρχικώς χρησιμοποιούμε έναν άπληστο αλγόριθμο για να καταλήξουμε στην αρχική λύση του προβλήματος. Για τα προβλήματα χρονοπρογραμματισμού (DPFSP) ο αλγόριθμος ΝΕΗ φαίνεται να είναι η ευρετική κατασκευή με τα καλύτερες επιδόσεις. Προφανώς ο αλγόριθμος ILS θα μπορούσε να ξεκινήσει από οποιαδήποτε τυχαία αρχική λύση. Ωστόσο για μικρούς χρόνους εκτέλεσης σε μεγάλο σύνολο δεδομένων παρατηρήσαμε ότι με την χρήση του αλγόριθμου NEH επιτυγχάνεται καλύτερη ποιότητα λύσης. [17]

Για την εφαρμογή του ILS σε προβλήματα DPFSP πρέπει να βέβαια να οριστούν τρεις γενικοί τελεστές, οι οποίοι περιγράφονται συνοπτικά παρακάτω:

Perturbation: Για την διαταραχή (Perturbation) εφαρμόσαμε απλές τροποποιήσεις που δεν μπορούν εύκολα να αντιστραφούν από τον αλγόριθμο τοπικής αναζήτησης. Η ανταλλαγή σε τρεις ή τέσσερεις θέσεις δεν βελτιώνει τα αποτελέσματα. [17] Τελικά οι μικρές τροποποιήσεις επαρκούν για να αποδώσουν πολύ καλές επιδόσεις.

Local Search: Οι ενέργειες του αλγόριθμου τοπικής αναζήτησης επικεντρώνονται στην (i) ανταλλαγή δύο γειτονικών θέσεων (θέσεις i και i+1), (ii) την ανταλλαγή δύο τυχαίων θέσεων (θέση i και θέση j) και (iii)αφαίρεση στοιχείου στην θέση i και τοποθέτηση στην θέση j. Σύμφωνα με [18] και [10] η μέθοδος (iii) αποτελεί την καλύτερη προσέγγιση του προβλήματος PFSP.

Acceptance Criterion: Ως κριτήριο αποδοχής αποδεχόμαστε την καλύτερη των λύσεων μεταξύ των λύσεων s\*’ και s\*. Εδώ διατρέχουμε τον κίνδυνο να εγκλωβιστεί ο αλγόριθμος σε καλές λύσεις χωρίς να καταφέρει να εντοπίσει την καλύτερη λύση, θα πρέπει να λάβουμε λοιπόν υπόψη ότι το κριτήριο αποδοχής θα πρέπει να μας επιτρέπει να επισκεφτούμε χώρους λύσεων χειρότερες από την τρέχουσα. [19]

Η πρώτη εφαρμογή του ILS στο PFSP με στόχο το makespan, το οποίο είναι το πιο ευρέως μελετημένο πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού PFSP, αναφέρθηκε από τον Stützle [19]. Αυτός ο αλγόριθμος ILS βασίζεται σε μια απλή τοπική αναζήτηση πρώτης βελτίωσης χρησιμοποιώντας τη γειτονιά εισαγωγής, ενώ η διαταραχή αποτελείται από κινήσεις ανταλλαγής, οι οποίες ανταλλάσσουν τις θέσεις δύο γειτονικών εργασιών, και κινήσεις ανταλλαγής, οι οποίες δεν έχουν περιορισμό γειτνίασης. Ο ILS έχει χρησιμοποιηθεί για την επίλυση προβλημάτων flow-shop με άλλους στόχους εκτός του makespan, όπως ο συνολικός χρόνος flow-time. Η ομάδα Pan εφάρμοσαν πρόσφατα τον ILS στο υβριδικό πρόβλημα flow-shop με ημερομηνία λήξης (DUE DATES) και στόχους πρωιμότητας (earliness) και καθυστέρησης (tardiness) στο οποίο πρόβλημα επικεντρώνεται και η έρευνα του συγγράμματος.

## 6.2 Iterated Greedy Algorithm (HYLG)

Ο αλγόριθμος IteratedGreedy (IG) για τον χρονοπρογραμματισμό προτάθηκε για πρώτη φορά από τους Ruiz και Stützle (2007). Όπως αναφέρθηκε, ο αλγόριθμος IG έχει επιτυχώς εφαρμοστεί αρκετές φορές για την ελαχιστοποίηση του makespan του DPFSP στο παρελθόν. Εξ όσων γνωρίζουμε, αυτός ο αλγόριθμος είναι η πρώτη εφαρμογή του αλγορίθμου IG για την ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης του DPFSP.[20]

Θέλοντας να τροποποιήσουμε τον αλγόριθμο (IG) και να τον προσαρμόσουμε έτσι ώστε να βελτιστοποιεί προβλήματα συνολικής καθυστέρησης, συμβουλευτήκαμε τον αλγόριθμο που παρουσιάζεται από τους Ankit Khare & Sunil Agrawal **[7]** και αναπτύξαμε τον αλγόριθμο Hybrid Local Search Greedy (HYLG). Είναι μια στοχαστική μέθοδος βελτιστοποίησης που βασίζεται σε επαναλαμβανόμενες διαδικασίες δημιουργίας και βελτίωσης λύσεων. Χρησιμοποιείται συχνά για την επίλυση δύσκολων συνδυαστικών προβλημάτων, όπως αυτά που περιλαμβάνουν χρονοπρογραμματισμό, δρομολόγηση, και προβλήματα κατανομής.

Βασική Ιδέα:

Ο αλγόριθμος HYLG επαναλαμβάνει συνεχώς δύο βασικές φάσεις:

**1. Κατασκευή (Construction)**: Δημιουργείται μια αρχική λύση χρησιμοποιώντας μια "άπληστη" στρατηγική (greedy), η οποία σημαίνει ότι κάθε βήμα γίνεται με τέτοιο τρόπο ώστε να βελτιστοποιεί τοπικά την απόδοση.

**2. Καταστροφή και Επιδιόρθωση (Destruction and Reconstruction):** Σε κάθε επανάληψη, καταστρέφουμε ένα μέρος της λύσης και κατόπιν το ξαναχτίζουμε με άπληστο τρόπο. Η διαδικασία αυτή επιτρέπει στον αλγόριθμο να εξερευνά διαφορετικά μονοπάτια, αποφεύγοντας τοπικά ελάχιστα, και προσπαθεί να βρει μια καλύτερη λύση από την αρχική.

Ο αλγόριθμος HYLG εκτελεί τις παρακάτω λειτουργίες:

**1.Αρχικοποίηση**: Ξεκινάμε με μια αρχική λύση, η οποία συνήθως κατασκευάζεται με άπληστη στρατηγική. Αυτή η λύση μπορεί να είναι γρήγορη, αλλά ενδέχεται να μην είναι η καλύτερη δυνατή. Στην περίπτωσή μας εξετάζονται οι αλγόριθμοι NEHedd, όπως παρουσιάστηκε παραπάνω.

**2.Καταστροφή (Destruction)**: Εφαρμόζεται μια διαδικασία που αφαιρεί τυχαία ή στρατηγικά ένα υποσύνολο της λύσης. Για παράδειγμα, σε ένα πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων, μπορεί να αφαιρεθούν μερικές στάσεις από τη διαδρομή.

**3.Επιδιόρθωση (Reconstruction)**: Το υποσύνολο της λύσης που ενσωματώνεται ξανά στο σύστημα με κάποιο άπληστο αλγόριθμο. Ο στόχος είναι η επαναδημιουργία μιας λύσης καλύτερης από την προηγούμενη.

**4.Βελτίωση**: Μετά την καταστροφή και επιδιόρθωση, μπορεί να εφαρμοστούν τοπικές βελτιώσεις (local search) για περαιτέρω βελτιστοποίηση της νέας λύσης.

**5. Επανάληψη**: Η διαδικασία καταστροφής και επιδιόρθωσης επαναλαμβάνεται πολλές φορές, δημιουργώντας νέες λύσεις. Αν κάποια νέα λύση είναι καλύτερη από την τρέχουσα λύση, η καλύτερη λύση αντικαθιστά την τρέχουσα.

**6. Τερματισμός**: Ο αλγόριθμος σταματά όταν ικανοποιηθεί κάποιο κριτήριο τερματισμού, όπως το να μην βελτιώνεται η λύση για συγκεκριμένο αριθμό επαναλήψεων ή όταν περάσει προκαθορισμένος χρόνος.

Στην φάση της καταστροφής, ένα ποσοστό της τάξης d των συνολικών θέσεων εργασίας, αφαιρείται τυχαία από την λύση και τοποθετείται σε μια λίστα πR. Στην φάση της κατασκευής κάθε εργασία από την λίστα pR δοκιμάζεται σε όλες τις πιθανές θέσεις σε όλα τα εργοστάσια. Το εργοστάσιο και η θέση με την μικρότερη συνολική καθυστέρηση επιλέγεται.

Πλεονεκτήματα:

- **Απλότητα:** Είναι ένας απλός και εύκολος στην κατανόηση αλγόριθμος, με μικρό αριθμό παραμέτρων.

- **Ευελιξία:** Μπορεί να προσαρμοστεί εύκολα σε πολλά διαφορετικά προβλήματα.

- **Αποτελεσματικότητα**: Συνήθως παρέχει καλές λύσεις για προβλήματα όπου η άπληστη αναζήτηση δεν επαρκεί για να βρει την παγκόσμια βέλτιστη λύση.

Για την ενίσχυση της απόδοσης του αλγόριθμου HYLG χρησιμοποιούνται δύο μέθοδοι τοπικής αναζήτησης (local search), Η μέθοδος τοπικής αναζήτησης τυχαίας υποακολουθίας (Random Subsequence Local Search - RSLS) και η μέθοδος τοπικής αναζήτησης τυχαίου σημείου (Random Single Point Local Search – RPLS).

### 6.2.1 Random Subsequence Local Search

Η RSLS έχει δύο λειτουργίες: multi-factory (RSLS\_m) και single-factory (RSLS\_s). Ένας τυχαίος αριθμός v μεταξύ 0 και 1 παράγεται για να αποφασιστεί η επιλογή μεταξύ αυτών των δύο τρόπων. [7]

Στο RSLS\_s, πραγματοποιείται εισαγωγή ή αντιστροφή εργασιών εντός ενός τυχαία επιλεγμένου εργοστασίου, ενώ στο RSLS\_m, η εναλλαγή ή (εναλλαγή + περιστροφή) πραγματοποιείται μεταξύ δύο τυχαία επιλεγμένων εργοστασίων. Ένας τυχαίος αριθμός w μεταξύ 0 και 1 παράγεται για να αποφασιστεί η επιλογή μεταξύ αυτών των εργοστασίων.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, γραμματοσειρά, διάγραμμα

Περιγραφή που δημιουργήθηκε αυτόματα

Εικόνα 6 RANDOM SUBSEQUENCE LOCAL SEARCH [7]

Στο πρώτο παράδειγμα του παραπάνω σχήματος επιλέγεται ένα εργοστάσιο τυχαία (π2). Στην συνέχεια επιλέγεται μια υπό ακολουθία τυχαίου μήκους g (το μήκος πρέπει να είναι μικρότερο από το σύνολο των εργασιών που έχουν ανατεθεί στο εργοστάσιο) για να ακολουθήσει η επιλογή τυχαίου σημείου εισαγωγής της ακολουθίας στο εργοστάσιο, στο οποίο θα εισάγουμε την υπό ακολουθία. Στο παράδειγμά μας επιλέγεται η ακολουθία των θέσεων 2,3 και 4 με τιμές 3,7,9 και εισάγεται μετά το σημείο εισαγωγής θέση 5 με τιμή 8.

Στο δεύτερο παράδειγμα αναπαριστάτε η λειτουργία αντιστροφής. Επιλέγεται τυχαία ένα εργοστάσιο από το οποίο θα επιλέξουμε στην συνέχεια μια υπό ακολουθία την οποία θα αντιστρέψουμε στην συνέχεια.

Τα τελευταία δύο παραδείγματα αφορούν την ανταλλαγή δύο τυχαία επιλεγμένων υπό ακολουθιών μεταξύ δύο τυχαία επιλεγμένων εργοστασίων και στο ένα από τα δύο παραδείγματα εφαρμόζουμε και αντιστροφή της σειράς εργασιών των επιλεγμένων υπό ακολουθιών.

**ΨΕΥΔΟΚΩΔΙΚΑΣ RSLS(π)**

|  |
| --- |
| **Procedure RSLS(π)**  v=rand(), w=rand()  while flag = true  flag=false  if v<0.5  choose a factory randomly;  if w<0.5  choose a subsequence and an insert point;  π' = insert the subsequence after the insert point;  else  select a subsequence;  π' = reverse the subsequence;  end if  else  select two factories f1 and f2 randomly;  randomly choose starting point at each factory;  if w<0.5  π' = swap the subsequence;  else  π' = swap and reverse the subsequences;  end if  end if  if (TT(π') < ΤΤ(π)) then  π = π'  flag = true;  end if  end while  return π;  end |

Code 8 Random Subsequence Local Search

### 6.2.2 Random Single Point Local Search

Παρόμοια με την μέθοδο RSLS η μέθοδος τοπικής αναζήτησης τυχαίου σημείου RPLS έχει λειτουργίες ενός ή πολλαπλών εργοστασίων. Στην μέθοδο RPLS\_s εκτελούνται η διαδικασίες εισαγωγής και ανταλλαγής σε ένα εργοστάσιο ενώ στην μέθοδο RPLS\_m εκτελούνται οι παραπάνω διαδικασίες μεταξύ δύο τυχαία επιλεγμένων εργοστασίων. Η απόφαση για την διαδικασία που θα ακολουθηθεί εισαγωγή ή ανταλλαγή εξαρτάται από τυχαία μεταβλητή w. Εάν η μεταβλητή w έχει τιμή μικρότερη από 0,5 επιλέγεται η εισαγωγή διαφορετικά γίνεται ανταλλαγή.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, γραμματοσειρά, διάγραμμα, αριθμός

Περιγραφή που δημιουργήθηκε αυτόματα

Εικόνα 7 RANDOM SINGLE POINT LOCAL SEARCH [7]

Στον παραπάνω πίνακα παρουσιάζονται παραδείγματα της μεθόδου RPLS. Στο πρώτο παράδειγμα επιλέγεται αρχικά ένα εργοστάσιο και την συνέχεια δύο σημεία. Το σημείο που επιλέγεται πρώτο αφαιρείται από την θέση που βρίσκεται και τοποθετείται μετά την θέση του δεύτερου σημείου. Παρομοίως γίνονται και οι ενέργειες στα υπόλοιπα παραδείγματα.

#### 6.2.2.1 Simulated Annealing (SA)

Η SA είναι μια μεταευρετική τεχνική βελτιστοποίησης που εισήχθη από τους Kirkpatrick et al. το 1983 για την επίλυση του προβλήματος του πλανόδιου πωλητή (Travelling Salesman Problem - TSP)[21]

Ο αλγόριθμος SA βασίζεται στη διαδικασία ανόπτησης που χρησιμοποιείται στη μεταλλουργία, όπου ένα μέταλλο θερμαίνεται γρήγορα σε υψηλή θερμοκρασία και στη συνέχεια ψύχεται σταδιακά. Σε υψηλές θερμοκρασίες, τα άτομα κινούνται γρήγορα και όταν η θερμοκρασία μειώνεται, μειώνεται και η κινητική τους ενέργεια. Στο τέλος της διαδικασίας ανόπτησης, τα άτομα πέφτουν σε μια πιο διατεταγμένη κατάσταση και το υλικό είναι πιο όλκιμο και ευκολότερο στην επεξεργασία.

Ομοίως, στη SA, μια διαδικασία αναζήτησης ξεκινά με μια κατάσταση υψηλής ενέργειας (μια αρχική λύση) και μειώνει σταδιακά τη θερμοκρασία (μια παράμετρος ελέγχου) μέχρι να φτάσει σε μια κατάσταση ελάχιστης ενέργειας (τη βέλτιστη λύση).

Η SA έχει εφαρμοστεί με επιτυχία σε ένα ευρύ φάσμα προβλημάτων βελτιστοποίησης, όπως το TSP, η αναδίπλωση πρωτεϊνών, η διαμέριση γραφημάτων και ο προγραμματισμός job-shop. Το κύριο πλεονέκτημα της SA είναι η ικανότητά της να ξεφεύγει από τα τοπικά ελάχιστα και να συγκλίνει σε ένα παγκόσμιο ελάχιστο. Η SA είναι επίσης σχετικά εύκολη στην εφαρμογή και δεν απαιτεί εκ των προτέρων γνώση του χώρου αναζήτησης.

#### 6.2.2.2 Κριτήριο Αποδοχής

Το κριτήριο αποδοχής καθορίζει αν μια νέα λύση γίνεται αποδεκτή ή απορρίπτεται. Η αποδοχή εξαρτάται από τη διαφορά ενέργειας μεταξύ της νέας λύσης και της τρέχουσας λύσης, καθώς και από την τρέχουσα θερμοκρασία. Το κλασικό κριτήριο αποδοχής της ΣΑ προέρχεται από τη στατιστική μηχανική και βασίζεται στην κατανομή πιθανοτήτων Boltzmann.[7]

Στην περίπτωσή μας εξετάζεται ένα σημείο αποδοχής το οποίο παρουσιάζεται με την παρακάτω εξίσωση:

όπου T0 είναι μια παράμετρος θερμοκρασίας και πρέπει να βαθμονομηθεί. Αυτό το κριτήριο αποδοχής θεωρεί τη λύση που παράγεται από την τοπική αναζήτηση για την επόμενη επανάληψη μόνο σε δύο περιπτώσεις. Εάν η λύση είναι καλύτερη από την τρέχουσα ή εάν ένας τυχαίος αριθμός r[0, 1] είναι μικρότερος από

exp{-(TT(π) - TT(π))/T}.

Εδώ, TT(π’) και TT(π) υποδηλώνουν τις συνολικές τιμές καθυστέρησης για τις ανακατασκευασμένες και τις υπάρχουσες λύσεις, αντίστοιχα. [7]

Παρακάτω παρουσιάζεται ο ψευδοκώδικας της λύσης:

|  |
| --- |
| Procedure HYLG algorithm  π=NEHedd;  π=local search(π);  πb = π;  while (termination criterion not satisfied)  π'=π;  for y=1 to (d \* n)  πR = remove one job from π' and insert it in πR;  end for  for y=1 to (d \* n)  x = πR(y)  for f=1 to F  Test job x in all possible positions of π'f;  TTf is the lowest TT obtained at position pf for factory f;  end for  fmin = arg(minf=1F)(TTf));  Insert job x in π'fmin at position pfmin resulting in lowest TT;  end for  π' = local search (π');  if (TT(π') < ΤΤ(π))  π = π';  if (TT(π) < ΤΤ(πb)  πβ = π  end if  elseif (rand <= exp{-(TT(π') - ΤΤ(π))/Τ})  π = π'  end if  end while  return πb  end |

Code 9 ITERATED GREEDY ALGORITHM

## MLL Based Mechanism

Στοχεύοντας πάντα σε αποδοτικότερες μεθόδους για την βελτιστοποίηση του προβλήματος DPFSP προτείνεται μια υβριδική μέθοδος στην εφαρμογή του αλγόριθμου HYLG εισάγοντας μηχανισμούς με βάση την μέθοδο MLL προσθέτοντας 4 βασικές και 2 υβριδικές κινήσεις τοπικής αναζήτησης. Ο Meta-Lamarckian-based Iterated Greedy Algorithm (MLIGA) είναι μια εξελικτική τεχνική βελτιστοποίησης, η οποία βασίζεται στον αλγόριθμο iterated greedy (επαναληπτική μέθοδος άπληστων αλγορίθμων) και εμπνέεται από τη θεωρία του **Λαμάρκ** (Lamarckian Evolution). Η θεωρία του Λαμάρκ περιγράφει ότι τα επίκτητα χαρακτηριστικά ενός οργανισμού μπορούν να κληροδοτηθούν στους απογόνους του. Στην περίπτωση των αλγορίθμων, αυτό σημαίνει ότι οι βελτιώσεις που γίνονται κατά τη διάρκεια της τοπικής αναζήτησης αποθηκεύονται και μεταβιβάζονται. Οι κινήσεις τοπικής αναζήτησης που εξετάζονται είναι οι παρακάτω: [22]

JOB SWAP (JS) Ανταλλαγή δύο τυχαίων εργασιών σε ένα τυχαία επιλεγμένο εργοστάσιο

Εικόνα που περιέχει στιγμιότυπο οθόνης, γραμμή, διάγραμμα, κείμενο

Περιγραφή που δημιουργήθηκε αυτόματα

Εικόνα 8 MLL JOB SWAP

JOB COMPETITIVE INSERTION (JCI) Επιλέγεται τυχαία μια εργασία ενός εργοστασίου και τοποθετείται σε όλες τις πιθανές θέσεις του ίδιου εργοστασίου με στόχο την βέλτιστη λύση μειώνοντας την καθυστέρηση.

Εικόνα που περιέχει στιγμιότυπο οθόνης, διάγραμμα, γραμμή, κείμενο

Περιγραφή που δημιουργήθηκε αυτόματα

Εικόνα 9 MLL JOB COMPETITIVE INSERTION

INTER-FACTORY SWAP (IS) Επιλέγονται δυο εργοστάσια τυχαία και στην συνέχεια μια εργασία από κάθε εργοστάσιο για να προχωρήσουμε στην συνέχεια στην αντιμετάθεση των συγκεκριμένων εργασιών. Η εργασία του 1ου εργοστασίου θα τοποθετηθεί στην θέση της εργασίας που επιλέχθηκε από το δεύτερο εργοστάσιο και η εργασία του 2ου εργοστασίου θα τοποθετηθεί στην θέση της εργασίας που επιλέχθηκε από το πρώτο εργοστάσιο.

Εικόνα που περιέχει διάγραμμα, γραμμή, ορθογώνιο παραλληλόγραμμο, Σχέδιο

Περιγραφή που δημιουργήθηκε αυτόματα

Εικόνα 10 MLL INTER-FACTORY SWAP

INTER-FACTORY COMPETITIVE INSERTION (ICI) Επιλέγεται μια τυχαία εργασία από ένα τυχαίο εργοστάσιο και τοποθετείται σε όλες τις πιθανές θέσεις ενός δεύτερου τυχαία επιλεγμένου εργοστασίου, για να παραμείνει στην θέση που βελτιώνει την λύση.

Εικόνα που περιέχει διάγραμμα, ορθογώνιο παραλληλόγραμμο, γραμμή, Σχέδιο

Περιγραφή που δημιουργήθηκε αυτόματα

Εικόνα 11 MLL INTER-FACTORY COMPETITIVE INSERTION

THE HYBRID SWAP (HS) Οι κινήσεις JS και IS εκτελούνται ταυτόχρονα.

Εικόνα που περιέχει διάγραμμα, γραμμή, στιγμιότυπο οθόνης, ορθογώνιο παραλληλόγραμμο

Περιγραφή που δημιουργήθηκε αυτόματα

Εικόνα 12 MLL HYBRID SWAP

HYBRID COMPETITIVE INSERTION (HCI) Οι κινήσεις JCI και ICI εκτελούνται χωρίς να διακόπτονται.

Εικόνα που περιέχει διάγραμμα, γραμμή, στιγμιότυπο οθόνης, κείμενο

Περιγραφή που δημιουργήθηκε αυτόματα

Εικόνα 13 MLL HUBRID COMPETITIVE INSERTION

## 6.4 Hybrid Genetic Algorithm

### 6.4.1 Genetic Algorithm

Η χρήση γενετικών αλγόριθμων για την επίλυση του προβλήματος DPFSP, έδειξε από τις πρώτες κιόλας προσπάθειες ότι οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να είναι πολύ αποτελεσματικοί στην επίλυση τους, ειδικά όταν συνδυάζονται με ευρετικές μεθόδους και κατάλληλες βελτιστοποιήσεις. Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν ένα μεγάλο πλεονέκτημα στο ότι μπορούν να εξερευνήσουν μεγάλους χώρους λύσεων και να αποφύγουν τη σύγκλιση σε τοπικά βέλτιστα προσφέροντας καλύτερες λύσεις σε αρκετές περιπτώσεις. [23]

Η αρχική προσέγγιση της ομάδας του Reeves χρησιμοποιεί έναν πληθυσμό από πιθανές λύσεις, και μέσω επαναλαμβανόμενων γενεών επιτυγχάνει την βελτιστοποίηση του makespan. Η γενική δομή του γενετικού αλγόριθμου για την επίλυση προβλημάτων flow shop scheduling έχει ως εξής:

* ***Αναπαράσταση λύσης***: Ένα χρωμόσωμα αποτελεί μια σειρά αριθμών που αναπαριστούν μια ακολουθία εργασιών.
* ***Αρχικός πληθυσμός***: Συνήθως ο αλγόριθμος ξεκινάει με ένα τυχαίο σύνολο από ακολουθίες εργασιών.
* ***Διασταύρωση (Crossover)***: Γίνεται ένας συνδυασμός λύσεων, ελπίζοντας σε νέες βελτιωμένες λύσεις.
* ***Μετάλλαξη (Mutation)***: Εφαρμόζονται τυχαίες μικρές αλλαγές στις λύσεις για να διατηρήσουμε την ποικιλομορφία στον πληθυσμό και να αποφευχθεί η σύγκλιση σε τοπικά βέλτιστα.
* ***Επιλογή (Selection)***: Οι καλύτερες λύσεις επιλέγονται για να δημιουργήσουν την επόμενη γενιά ενώ οι λιγότερο καλές λύσεις απορρίπτονται. [24]

Οι Murata, Ishibuchi και Tanaka προχώρησαν σε πιο εξελιγμένες τεχνικές για την βελτίωση της απόδοσης των γενετικών αλγορίθμων. Αρχικώς εφάρμοσαν μια βελτιστοποιημένη αρχικοποίηση του πληθυσμού χρησιμοποιώντας ευρετικές μεθόδους που επιταχύνουν την εύρεση καλών λύσεων. Στην περίπτωση της παρούσας εργασίας χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος NEHedd. Στην συνέχεια οι συγγραφείς εισάγουν και αξιολογούν διάφορους μηχανισμούς για τις διασταυρώσεις προσαρμοσμένες σε προβλήματα χρονοπρογραμματισμού. Τέλος διερευνώνται διάφορες στρατηγικές επιλογής των πιο κατάλληλων λύσεων για τις επόμενες γενιές. [23]

Οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να είναι πολύ αποτελεσματικοί για την επίλυση του προβλήματος flowshop scheduling, ειδικά όταν συνδυάζονται με ευρετικές τεχνικές και κατάλληλες βελτιστοποιήσεις. Οι Murata, Ishibuchi και Tanaka υπογραμμίζουν τη δύναμη των GAs στην επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων και τη δυνατότητα βελτίωσης της απόδοσής τους με την προσαρμογή βασικών στοιχείων του αλγορίθμου.

Ο αλγόριθμος που προτείνει ο Reeves επιδεικνύει τη δύναμη των γενετικών αλγορίθμων στην εύρεση κοντινών βέλτιστων λύσεων σε πολύπλοκα προβλήματα που είναι δύσκολο να επιλυθούν με κλασικές μεθόδους. [23] [24]

### 6.4.2 Hybrid Genetic Algorithm For The DPFSP

Ένας υβριδικός γενετικός αλγόριθμος συνδυάζει τις βασικές αρχές των γενετικών αλγορίθμων με άλλα ευρετικά

εργαλεία. Πρόκειται για μια παραλλαγή των κλασικών γενετικών αλγορίθμων, που ενσωματώνει επιπλέον στρατηγικές βελτιστοποίησης, όπως η τοπική αναζήτηση, για να βελτιώσει την ποιότητα των λύσεων και την αποδοτικότητα της διαδικασίας αναζήτησης. Επιπλέον ενσωματώνει ειδικές στρατηγικές διασταύρωσης και μετάλλαξης για να εξερευνήσει αποτελεσματικά τον χώρο των λύσεων και με μηχανισμούς ελέγχου της πολυπλοκότητας μειώνει τον χρόνο επεξεργασίας.[25]

Λαμβάνοντας υπόψη την έρευνα των **Jian Gao, Rong Chen (2011)** [25]σχετικά με την χρήση γενετικών αλγορίθμων σε συνδυασμό με τοπικές αναζητήσεις, για την εύρεση ενός βέλτιστου χρόνου για το κλασσικό πρόβλημα DPFSP, θα προσαρμόσουμε τις προτεινόμενες λύσεις στην επίλυση του προβλήματος DPFSP με due dates. Για την μέθοδο της τοπικής αναζήτησης θα χρησιμοποιήσουμε μια προσέγγιση που ονομάζεται Variable Neighborhood Descent (VND), ενώ για την υβριδικό αλγόριθμο χρησιμοποιούμε τον όρο Genetic Algorithm – Local Search (GA\_LS). Θα πρέπει να αναφερθεί ότι η παρούσα προσπάθεια επίλυσης του προβλήματος DPFSP με Γενετικούς αλγόριθμους και τοπική αναζήτηση, είναι από τις πρώτες προσεγγίσεις του συγκεκριμένου προβλήματος με την συγκεκριμένη μεθοδολογία.

#### 6.4.2.1 Variable Neighborhood Descent (VND)

Η μέθοδος VND είναι μια τοπική ευρετική τεχνική βελτιστοποίησης που χρησιμοποιείται για την επίλυση προβλημάτων συνδυαστικής βελτιστοποίησης. Βασίζεται στην ιδέα της αλλαγής γειτονιών για την αποφυγή τοπικών βέλτιστων λύσεων και την εύρεση καλύτερων σφαιρικών λύσεων.

Ως γειτονιά μιας λύσης εννοούμε το σύνολο λύσεων που προκύπτουν από μικρές μεταβολές των μεταβλητών της λύσης. Σε κάθε βήμα η VND αναζητά βελτιώσεις της λύσης σε μια γειτονιά. Εάν βρεθεί μια καλύτερη λύση συνεχίζεται η αναζήτησης καλύτερης λύσης στην ίδια γειτονιά. Σε διαφορετική περίπτωση μεταβαίνει σε μια πιο «ευρεία» ή διαφορετική γειτονιά. Αυτή η μετάβαση βοηθάει την αναζήτηση να ξεφύγει από τοπικά βέλτιστα σημεία. Η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να μη βρεθεί καμιά περαιτέρω βελτίωση, οπότε και ολοκληρώνεται η διαδικασία. Η μέθοδος VND είναι αποδοτική σε συνδυαστικά προβλήματα βελτιστοποίησης και πολύ απλή στην εφαρμογή της. [1] Ακολουθεί μια σταδιακή προσέγγιση της λύσης, όπου αναζητείται η βελτίωση μέσω διαφορετικών επιπέδων (γειτονιών). Ας δούμε ένα παράδειγμα χρονοπρογραμματισμού με την μέθοδο VND:

Έστω ότι έχουμε τις παρακάτω εργασίες [A,B,C,D,E] και τις ακολουθίες (i). [B,D,C,E,A] και (ii).

[E,D,C,A,B]. Οι δύο ακολουθίες αποτελούν και δύο επίπεδα ή γειτονιές. Προσπαθούμε να βρούμε καλύτερες λύσεις σε μια γειτονιά ανταλλάσσοντας δύο εργασίες μεταξύ τους, προσπαθώντας να βελτιώσουμε την λύση. Από την στιγμή που η λύση δεν βελτιώνεται, προχωράμε στην επόμενη γειτονιά στην οποία εφαρμόζουμε την ίδια μέθοδο. Από τη στιγμή που οι λύσεις δεν βελτιώνονται η διαδικασία ολοκληρώνεται.

Η εφαρμογή της μεθόδου VND στην επίλυση του προβλήματος DPFSP ξεκινάει από την λύση που επιστρέφει ο αλγόριθμος NEHedd με τις διαμοιρασμένες λύσεις σε κάθε εργοστάσιο. Στο επόμενο στάδιο μεταφέρει εργασίες από το εργοστάσιο με την μεγαλύτερη καθυστέρηση στα υπόλοιπα εργοστάσια.

#### 6.4.2.2 GA\_LS

Ο όρος GA\_LS αναφέρεται σε έναν υβριδικό γενετικό αλγόριθμο (GA) που συνδυάζεται με τεχνικές τοπικής αναζήτησης (LS). Ο καθαρός γενετικός αλγόριθμος απαιτεί πολλές γενιές για να βελτιώσει σημαντικά τις λύσεις, ενώ η τοπική αναζήτηση βοηθά στην επιτάχυνση αυτής της διαδικασίας. Γι’ αυτό και η λύση που προτείνουμε επεκτείνεται μόνο σε μερικές γενιές από 20 έως 50. Όσο αυξάνουμε τον αριθμό των γενεών τόσο αυξάνεται και η πιθανότητα για εύρεση καλύτερης λύσης αλλά ταυτόχρονα αυξάνεται και ο χρόνος εκτέλεσης και τερματισμού του αλγόριθμου.

Ο γενετικός αλγόριθμος μπορεί να παγιδευτεί σε τοπικά βέλτιστα, ενώ η τοπική αναζήτηση επιτρέπει καλύτερη εξερεύνηση του χώρου λύσεων για ταχύτερη και ακριβέστερη σύγκλιση σε βέλτιστες λύσεις.

#### 6.4.4.3 Αναπαράσταση Λύσης Και Αρχικοποιήσεις

Ως μηχανισμός επιλογής των ατόμων που θα χρησιμοποιηθούν για τις λειτουργίες μετάλλαξης και διασταύρωσης, επιλέγεται η κλασσική μέθοδος των γενετικών αλγορίθμων, όπου τα άτομα κατατάσσονται σύμφωνα με την καταλληλότητα τους και στην συνέχεια επιλέγονται.

Άτομα του γενετικού αλγόριθμου θεωρούνται οι συνολικές ακολουθίες για όλα τα εργοστάσια μιας συγκεκριμένης λύσης. Ένα έχουμε για παράδειγμα 7 εργασίες (A,B,C,D,E,F,G), δύο μηχανές {1,2} και 2 εργοστάσια [α, β] τότε δύο διαφορετικά άτομα θα μπορούσαν να είναι οι δύο παρακάτω λύσεις:

(i). [α] (C, D, E, F), [β] (A, B, G) και

(ii). [α] (Α, Β, Ε, C), [β] (D, F, G)

Η καταλληλότητα των ατόμων ορίζεται από την συνολική καθυστέρηση που προκύπτει από το σύνολο των ακολουθιών όλων των εργοστασίων μιας λύσης, σύμφωνα με τις ημερομηνίες/χρόνους τερματισμού των εργασιών.

Αν και έχουν παρουσιαστεί διάφορες μέθοδοι διασταύρωσης στην βιβλιογραφία, οι περισσότερες αφορούν προβλήματα PFSP δηλ. προβλήματα με ένα εργοστάσιο. Ο τελεστής διασταύρωσης που χρησιμοποιείται στην παρούσα εργασία είναι αρκετά παρόμοιος με τον τελεστή διασταύρωσης ενός σημείου (OP) **[23]**, ο οποίος είναι αρκετά εύκολος να υλοποιηθεί και να επεκταθεί στην αναπαράσταση DPFSP.

Για την λειτουργία της διασταύρωσης επιλέγεται το καλύτερο άτομο της γενιάς Α και ένα τυχαίο άτομο της γενιάς Β. Στην συνέχεια αφαιρούνται τυχαία εργασίες από τον γονέα Α και τοποθετούνται στο παιδί Β. Οι υπόλοιπες εργασίες του γονέα A κληρονομούνται απευθείας στο παιδί Α, στο οποίο προστίθενται στα αντίστοιχα εργοστάσια οι εργασίες του γονέα Β που υπολείπονται αφού έχουν αφαιρεθεί οι εργασίες που έχουν αφαιρεθεί από τον γονέα Α.

Για να γίνει καλύτερα κατανοητό παρουσιάζεται το παρακάτω παράδειγμα:



Εικόνα 14 HYBRID GA - CROSSOVER

Με την εφαρμογή της συγκεκριμένης μεθόδου διασταύρωσης υπάρχει ο κίνδυνος να μην μοιράζονται ισορροπημένα οι εργασίες στα εργοστάσια ενός παιδιού. Για την αντιμετώπιση του συγκεκριμένου προβλήματος αποφασίστηκε να χρησιμοποιηθεί μια διαφορετική μέθοδος διασταύρωσης η οποία σε συνδυασμό με τις μεθόδους τοπικής αναζήτησης που θα παρουσιάσουμε στην συνέχεια, παρακάμπτουν αυτή την δυσκολία.

Σχετικά με την διασταύρωση επιλέγονται δύο γονείς, ένα άτομο με πολύ καλή λύση και ένα τυχαίο άτομο. Ο τελεστής διασταύρωσης επιλέγει τυχαία σημεία για όλα τα εργοστάσια του ενός γονέα, τα οποία χρησιμοποιούνται για την διαίρεση των ακολουθιών εργασιών του συγκεκριμένου γονέα σε δεξιές και αριστερές πλευρές. Οι θέσεις εργασίας στις δεξιές πλευρές συμβολίζονται με R και κληρονομούνται απευθείας στο παιδί, ενώ οι υπόλοιπες εργασίες τοποθετούνται σε μια λίστα L. Ακολουθεί για κάθε εργασία στην λίστα L η τοποθέτηση της στην κατάλληλη θέση μου μας δίνει καλύτερο χρόνο καθυστέρησης.

Οι διαδικασίες τοπικής αναζήτησης χρησιμοποιούνται ευρέως στους εξελικτικούς αλγόριθμους, είναι ιδιαίτερα ικανές στην επιτάχυνση της σύγκλισης και την εύρεση καλύτερων λύσεων. Στόχος είναι να αφαιρέσουμε εργασίες από εργοστάσια με πολύ μεγάλη καθυστέρηση και να την τοποθετήσουμε σε θέσεις που μειώνουν την καθυστέρηση.

Σύμφωνα με την μέθοδο VND που παρουσιάσαμε στην ενότητα 6.4.2.1 προτείνονται τρεις μέθοδοι μετακίνησης θέσεων εργασίας:

* **Εισαγωγή εργασίας (insertion\_jobs)**: Επιλέγουμε κάθε εργασία για κάθε εργοστάσιο. Έστω ότι εξετάζουμε στο εργοστάσιο f την εργασία j1, τότε επιλέγουμε μια δεύτερη εργασία του εργοστασίου την j2 και αφαιρούμε τις δύο εργασίες από το εργοστάσιο. Συνεχίζουμε τοποθετώντας την εργασία j1 σε όλες τις πιθανές θέσεις και κρατάμε την θέση που μας δίνει τον καλύτερο χρόνο καθυστέρησης, το ίδιο κάνουμε και για την εργασία j2

|  |
| --- |
| **Procedure** insertion\_jobs  Εξετάζουμε το factory f;  **foreach** job j1 in factory f  select j2 randomly (j1≠j2)  remove j1, j2 from f  find the best position of j1 in f  find the best position of j2 in f  **end** |

Code 10 LS INSERTION JOBS

* **Μετακίνηση εργασίας (move\_jobs)**: Επιλέγουμε το εργοστάσιο με την μεγαλύτερη καθυστέρηση fmax και το εργοστάσιο με την μικρότερη καθυστέρηση fmin. Για κάθε εργασία στο fmax, θα δοκιμαστούν όλες οι πιθανές θέσεις στο fmin. Εάν μια μετακίνηση βελτιώνει την συνολική καθυστέρηση δηλ. εάν η καθυστέρηση του fmin είναι μικρότερη από την καθυστέρηση του fmax (ddmax) τότε πετυχαίνουμε καλύτερους χρόνους, τοποθετούμε την εργασία στην συγκεκριμένη θέση και διακόπτουμε την διαδικασία. Σε διαφορετική περίπτωση συνεχίζουμε μέχρι να εξετάσουμε όλες τις εργασίες του fmax.

|  |
| --- |
| **Procedure** move\_jobs  flag <- true  **while** flag do  flag <- false  let fmax be the factory with maximum tardiness and ddmax=tardiness of fmax  let fmin be the factory with minimum tardiness  **foreach** job j in fmax  find the best position for j in fmin  if new tardiness of fmin is smaller than ddmax  remove j from fmax and assign it to the best position fmin  flag <- true  **break**  **end**  **end** |

Code 11 LS MOVE JOBS

* **Ανταλλαγή εργασίας (exchange\_jobs)**: Παρόμοια με την μέθοδο μετακίνησης εργασίας επιλέγουμε το εργοστάσιο με την μεγαλύτερη καθυστέρηση fmax και το εργοστάσιο με την μικρότερη καθυστέρηση fmin. Μια εργασία j από το εργοστάσιο fmax ανταλλάσσεται με όλες τις εργασίες στο fmin. Εάν μια ανταλλαγή βελτιώσει την συνολική καθυστέρηση πραγματοποιείται. Ενημερώνονται οι fmin και fmax και συνεχίζεται η διαδικασία έως ότου δεν θα μπορεί να επιτευχθεί περαιτέρω βελτίωση.

|  |
| --- |
| **Procedure** exchange\_jobs  flag <- true  **while** flag do  flag <- false  let fmax be the factory with maximum tardiness and ddmax=tardiness of fmax  let fmin be the factory with minimum tardiness  **foreach** job j in fmax  try to exchange j with each job in fmin  find the best exchange and denote the job in fmin by j1  if new tardiness of fmin and fmax smaller than ddmax  exchange j and j1  flag <- true  **break**  **end**  **end** |

Code 12 LS EXCHANGE JOBS

Εφαρμόζοντας την διαδικασία της τοπικής αναζήτησης, χρησιμοποιώντας τις τρεις διαδικασίες που περιγράψαμε παραπάνω insertion\_jobs, move\_jobs και exchange\_jobs, μπορούμε να καταλήξουμε στην παρακάτω σύνοψη:

Σε κάθε εργοστάσιο εφαρμόζεται πρώτα insertion\_jobs, για να ακολουθήσουν οι διαδικασίες move\_jobs και exchange\_jobs. Οι δύο τελευταίες διαδικασίες μπορεί να αλλάξουν τις ακολουθίες των εργοστασίων οπότε επαναλαμβάνεται η διαδικασία από την αρχή, εφαρμόζοντας insertion\_jobs. Η διαδικασία της τοπικής αναζήτησης θα σταματήσει σε ένα τοπικό ελάχιστο όταν οι move\_jobs και exchange\_jobs δεν θα μπορούν να κάνουν καμία αλλαγή.

|  |
| --- |
| **Procedure** local search  flag <- true  **foreach** factory f  perform insertion\_jobs on f  **end**  **while** flag do  perform move\_jobs  perform exchange\_jobs  if there any factory f changed  perform insertion\_jobs on f  else  flag <- false  **end**  **end** |

Code 13 LOCAL SEARCH HYBRID

Τέλος για την αναπαράσταση του υβριδικού αλγόριθμου καταλήγουμε στις λειτουργείες που παρουσιάζονται στον παρακάτω ψευδοκώδικα.

|  |
| --- |
| **Procedure** GA\_LS  While stopping criterion is not satisfied do  evaluate fitness  apply local search on the best individual and a randomly selected individual  update the best solution  apply selection operator  assign the best solution to a randomly selected individual  apply crossover operator  end |

Code 14 HYBRID GA WITH LOCAL SEARCH

Ο αλγόριθμος εκτελεί τις παρακάτω λειτουργίες με την σειρά που παρουσιάζονται:

1. Δημιουργεί τον αρχικό πληθυσμό της πρώτης γενιάς στον οποίο ενσωματώνει σε τυχαία θέση την ακολουθία (άτομο) που επιστρέφει ο αλγόριθμος NEHedd. Με αυτό τον τρόπο έχουμε αρχικά μια καλή λύση η οποία δεν δημιουργείται τυχαία.
2. Ταξινομεί τον πληθυσμό με βάση την συνάρτηση fitness σε αύξουσα σειρά. Στην περίπτωσή μας η συνάρτηση fitness είναι ο χρόνος καθυστέρησης της κάθε ακολουθίας (ατόμου).
3. Εκτελούμε τοπική αναζήτηση όπως περιγράφεται παραπάνω στο καλύτερο άτομο και σε ένα τυχαίο άτομο. Τα αποτελέσματα της τοπικής αναζήτησης αποθηκεύονται στα άτομα. Ξεκινώντας ο αλγόριθμος της τοπικής αναζήτησης εκτελεί την μέθοδο **insertion\_jobs** για όλα τα εργοστάσια. Ακολουθούν οι τεχνικές **move\_jobs** και **exchange\_jobs.** Αν μετά την εκτέλεση των δύο τελευταίων τοπικών αναζητήσεων (move\_jobs και exchange\_jobs) το άτομο παραμείνει το ίδιο τερματίζεται η διαδικασία της τοπικής αναζήτησης. Σε διαφορετική περίπτωση η τοπική αναζήτηση εκτελείται από την αρχή.
4. Ταξινομεί τον πληθυσμό με βάση την συνάρτηση fitness σε αύξουσα σειρά, διότι η καλύτερη λύση μπορεί να έχει αλλάξει.
5. Επιλέγουμε το καλύτερο άτομο και ένα τυχαίο άτομο και εκτελούμε διασταύρωση όπως περιγράψαμε παραπάνω. Τα παιδιά που προκύπτουν από την διαδικασία της αναπαραγωγής προστίθενται στις τελευταίες θέσει του πληθυσμού. Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται οι νέες γενιές να αποτελούνται από καλύτερες λύσεις. Θα μπορούσαμε να προσθέσουμε έναν τελεστή για να ορίζουμε σε πόσα άτομα θα εφαρμόσουμε διασταύρωση.
6. Επαναλαμβάνουμε τις εργασίες για όσες γενιές έχουμε επιλέξει. Ένα δεύτερο κριτήριο τερματισμού θα μπορούσε να είναι η επιστροφή ίδιας καλύτερης λύσης για έναν συγκεκριμένο αριθμό επαναλήψεων.

Ένας γενετικός αλγόριθμος, όπως αυτός που παρουσιάζεται στην παρούσα εργασία μπορεί να αποτελέσει εργαλείο το οποίο θα χρησιμοποιηθεί σε βιομηχανικά περιβάλλοντα για την βελτιστοποίηση της παραγωγής, με στόχο την ελαχιστοποίηση των καθυστερήσεων και την βελτίωση της αποδοτικότητας.

#### 6.4.4.3 Βιβλιοθήκη PYGAD

Αν και για την ανάπτυξη του συγκεκριμένου γενετικού αλγόριθμου δεν έχουν χρησιμοποιηθεί έτοιμες βιβλιοθήκες, κρίνεται απαραίτητο να γίνει μια αναφορά στην βιβλιοθήκη PYGAD της python.

Η PYGAD είναι μια βιβλιοθήκη python που επιτρέπει την εύκολη υλοποίηση γενετικών αλγορίθμων. Παρέχει έτοιμα εργαλεία και παραμετροποιήσεις για την δημιουργία, την εκτέλεση και την βελτιστοποίηση λύσεων για προβλήματα μέσω γενετικών αλγορίθμων.

Τα βασικά συστατικά του PYGAD είναι:

* **Πληθυσμός (Population)**: Ο πληθυσμός αποτελείται από λύσεις (άτομα), όπου κάθε λύση αντιπροσωπεύεται ως διάνυσμα τιμών (γονίδια).
  + **sol\_per\_pop**: Το μέγεθος του πληθυσμού.
  + **num\_genes**: Αριθμός των γονιδίων σε κάθε άτομο.
* **Χωρικός Περιορισμός Γονίδιων (Gene Space)** : Ορίζει το εύρος τιμών για κάθε γονίδιο.
  + **gene\_space**: Εύρος τιμών γονιδίου.
* **Συνάρτηση Καταλληλότητας (fitness function)** : Καθορίζει την ποιότητα κάθε λύσης
  + **fitness\_func**
* **Γενετικοί τελεστές:** 
  + **Επιλογή:** Επιλέγει τα καλύτερα άτομα για αναπαραγωγή
    - **Roulette Wheel:** Τυχαία με βάση την καταλληλότητα
    - **Rank Selection:** Βάση ταξινόμησης
    - **Tournament Selection:** Αγώνας μεταξύ υποομάδων
  + **Διασταύρωση (Crossover):** Δημιουργεί νέα παιδιά από δύο γονείς
    - **Single-Point Crossover**
    - **Two-Point Crossover**
    - **Uniform Crossover**
  + **Μετάλλαξη (Mutation):** Τροποποιεί τυχαία γονίδια για να εισάγει ποικιλία στον πληθυσμό
    - **Random Mutation:** Τυχαία αλλαγή τιμών
    - **Swap Mutation:** Ανταλλαγή τιμών μεταξύ γονιδίων
* **Παράμετροι Πληθυσμού και Γενεών:** 
  + **num\_generations:** Ο αριθμός των γενεών
  + **num\_parents\_mating:** Ο αριθμός των γονιών που θα συμμετάσχουν στην αναπαραγωγή
  + **keep\_parents:** Πόσα γονικά άτομα θα διατηρηθούν για την επόμενη γενιά.
* **Αποτελέσματα και Ανάλυση:** Εργαλεία για την εξαγωγή και ανάλυση των αποτελεσμάτων
  + **best\_solution ():** Επιστρέφει την καλύτερη λύσης και την τιμή fitness
  + **plot\_fitness ():** Δημιουργεί γράφημα με την πορεία της καταλληλότητας στις γενεές
* **Εξατομίκευση:** Επιτρέπει την δημιουργία προσαρμοσμένων τελεστών από τον χρήστη
  + **Custom\_Crossover:** Δημιουργία μεθόδου διασταύρωσης από τον χρήστη
  + **Custom\_Mutation:** Δημιουργία μεθόδου μετάλλαξης από τον χρήστη
  + **Callbacks:** Παρακολούθηση της διαδικασίας σε κάθε γενιά
* Κριτήριο Τερματισμού: Μπορούμε να ορίσουμε κριτήρια για την τερματισμό του αλγόριθμου:
  + Αριθμός γενεών (num\_generations)
  + Βελτίωση καταλληλότητας (stop\_criteria)

H βιβλιοθήκη PYGAD είναι μια ευέλικτη βιβλιοθήκη που παρέχει πλήρη έλεγχο στις λεπτομέρειες των γενετικών αλγορίθμων, ενώ παράλληλα προσφέρει απλότητα για βασικές υλοποιήσεις.

Στην παρούσα εργασία δεν έγινε χρήση της συγκεκριμένης βιβλιοθήκης καθώς ο γενετικός αλγόριθμος αποτελείται από απλές εφαρμογές των τελεστών αναπαραγωγής και μιας και συνδυάζεται με τεχνικές τοπικής αναζήτησης δεν θα ήταν πολύτιμη η βοήθεια της βιβλιοθήκης PYGAD. Παρόλα αυτά κρίνεται επιτακτική η χρήση της βιβλιοθήκης PYGAD σε περίπτωση επέκτασης του συγκεκριμένου αλγόριθμου.

### 6.4.4 Εργαλεία Συνδυαστικής Βελτιστοποίησης OR TOOLS (COMBINATORIAL OPTIMIZATION)

Το OR-Tools είναι λογισμικό ανοικτού κώδικα για *συνδυαστική βελτιστοποίηση*, η οποία επιδιώκει να βρει την καλύτερη λύση σε ένα πρόβλημα από ένα πολύ μεγάλο σύνολο πιθανών λύσεων. Ορισμένα παραδείγματα τα οποία μπορούν να επιλυθούν με το εργαλείο OR-Tools είναι τα παρακάτω:

* **Δρομολόγηση οχημάτων**: Εύρεση βέλτιστων διαδρομών για στόλους οχημάτων που παραλαμβάνουν και παραδίδουν πακέτα δεδομένων περιορισμών (π.χ. «αυτό το φορτηγό δεν μπορεί να χωράει πάνω από 20.000 κιλά» ή «όλες οι παραδόσεις πρέπει να γίνουν μέσα σε ένα παράθυρο δύο ωρών»).
* **Χρονοπρογραμματισμός**: Εύρεση του βέλτιστου χρονοδιαγράμματος για ένα σύνθετο σύνολο εργασιών, ορισμένες από τις οποίες πρέπει να εκτελεστούν πριν από άλλες, σε ένα σταθερό σύνολο μηχανημάτων ή άλλων πόρων.
* **Συσκευασία αντικειμένων**: Συσκευασία όσο το δυνατόν περισσότερων αντικειμένων διαφόρων μεγεθών σε σταθερό αριθμό κάδων με μέγιστη χωρητικότητα.

Στις περισσότερες περιπτώσεις, προβλήματα όπως αυτά έχουν έναν τεράστιο αριθμό πιθανών λύσεων, το οποίο συνεπάγεται με τεράστιο υπολογιστικό κόστος. Για να το ξεπεράσει αυτό, το εργαλείο OR-Tools χρησιμοποιεί αλγορίθμους τελευταίας τεχνολογίας για να περιορίσει το σύνολο αναζήτησης, προκειμένου να βρει μια βέλτιστη (ή σχεδόν βέλτιστη) λύση.

Το OR-Tools περιλαμβάνει λύτες για:

***Βελτιστοποίηση με περιορισμούς***, ή προγραμματισμός με περιορισμούς (CP), είναι η ονομασία που δίνεται στον εντοπισμό εφικτών λύσεων από ένα πολύ μεγάλο σύνολο υποψήφιων, όπου το πρόβλημα μπορεί να μοντελοποιηθεί με όρους αυθαίρετων περιορισμών. Προβλήματα CP προκύπτουν σε πολλούς επιστημονικούς και μηχανολογικούς κλάδους. Με την λέξη προγραμματισμός αναφερόμαστε στην διευθέτηση ενός σχεδίου και όχι στον προγραμματισμό σε μια γλώσσα προγραμματισμού. Στα προβλήματα CP οι χρήστες δηλώνουν τους περιορισμούς στις εφικτές λύσεις για ένα σύνολο μεταβλητών απόφασης, καθορίζοντας τις ιδιότητες μιας λύσης που πρέπει να βρεθεί καθώς και μια μέθοδο για την επίλυση αυτών των περιορισμών.

***Γραμμική βελτιστοποίηση*** ή *γραμμικός προγραμματισμός* είναι το όνομα που δίνεται στον υπολογισμό της καλύτερης λύσης σε ένα πρόβλημα που μοντελοποιείται ως σύνολο γραμμικών σχέσεων.

6.4.3.2 OR Tools για την επίλυση του προβλήματος Flow Shop (FSP)

Για την επίλυση του προβλήματος χρονοπρογραμματισμού flow shop Problem με την βοήθεια των εργαλείων OR-Tools ακολουθούμε τις παρακάτω ενέργειες (Για την αναπαράσταση του παραδείγματος χρησιμοποιούμε την γλώσσα προγραμματισμού python) [26] [27]:

* Εισαγωγή κατάλληλων βιβλιοθηκών:

|  |
| --- |
| Import collections  from ortools.sat.python import pomade |

* Εισαγωγή δεδομένων προς επεξεργασία: Εδώ υπάρχουν διάφορες δυνατότητες εισαγωγής των δεδομένων εισάγοντας τα δεδομένα από ένα αρχείο ή εισάγοντας δεδομένα απευθείας σε κάποιον πίνακα.
* Ορισμός του μοντέλου:

|  |
| --- |
| mdl = CpoModel() |

* Ορισμός των μεταβλητών:

|  |
| --- |
| # ***Δημιουργία μεταβλητής εργασίας***  operations = [[interval\_var(size=OP\_DURATIONS[j][m], name='J{}-M{}'.format(j, m)) for m in range(NB\_MACHINES)] for j in range(NB\_JOBS)]  # ***Δημιουργία ακολουθίας για κάθε μηχανή***  op\_sequences = [sequence\_var([operations[i][j] for i in range(NB\_JOBS)], name='M{}'.format(j)) for j in range(NB\_MACHINES)] |

* Ορισμός των περιορισμών:

|  |
| --- |
| # ***Κάθε λειτουργία θα ξεκινάει μετά το πέρας της προηγούμενης***  for j in range(NB\_JOBS):  for m in range(1, NB\_MACHINES):  mdl.add(end\_before\_start(operations[j][m-1], operations[j][m]))  # ***Μη επικάλυψη για λειτουργίες που εκτελούνται στο ίδιο μηχάνημα***  for m in range(NB\_MACHINES):  mdl.add(no\_overlap(op\_sequences[m]))  # ***Οι ακολουθίες θα πρέπει να είναι πανομοιότυπες σε όλες τις μηχανές***  for m in range(1, NB\_MACHINES):  mdl.add(same\_sequence(op\_sequences[0], op\_sequences[m])) |

* Καθορισμός του στόχου:

Για ένα πρόβλημα Flow Shop ο στόχος είναι να μειώσουμε τον χρόνο makespan. *Εδώ θα πρέπει να προσαρμόσουμε το πρόβλημα στην λύση με due dates ορίζοντας ως στόχο την μείωση του χρόνου καθυστέρησης.*

|  |
| --- |
| ***# Ελαχιστοποίηση του χρόνου τερματισμού (makespan) ή του χρόνου καθυστέρησης (ΤΤ)***  mdl.add(minimize(max([end\_of(operations[i][NB\_MACHINES-1]) for i in range(NB\_JOBS)]))) |

* Κλήση του επιλυτή

|  |
| --- |
| print('Solving model...')  res = mdl.solve(FailLimit=10000, TimeLimit=10) |

* Εκτύπωση αποτελεσμάτων:

|  |
| --- |
| import docplex.cp.utils\_visu as visu  if res and visu.is\_visu\_enabled():  visu.timeline('Solution for permutation flow-shop ' + filename)  visu.panel('Jobs')  for i in range(NB\_JOBS):  visu.sequence(name='J' + str(i),  intervals=[(res.get\_var\_solution(operations[i][j]), j, 'M' + str(j)) for j in range(NB\_MACHINES)])  visu.panel('Machines')  for j in range(NB\_MACHINES):  visu.sequence(name='M' + str(j),  intervals=[(res.get\_var\_solution(operations[i][j]), j, 'J' + str(i)) for i in range(NB\_JOBS)])  visu.show() |

Το **OR-Tools** της Google είναι ένα ισχυρό εργαλείο βελτιστοποίησης που διευκολύνει την επίλυση προβλημάτων χρονοπρογραμματισμού, όπως DPFSP. Υποστηρίζει πολλαπλές μεθόδους, όπως γραμμικό και περιοριστικό προγραμματισμό, και επιτρέπει τον ορισμό περιορισμών, όπως προθεσμίες, αλληλεξαρτήσεις εργασιών, και κατανομή πόρων.

Με τη χρήση ευρετικών και μεταευρετικών αλγορίθμων, το OR-Tools είναι ιδιαίτερα αποδοτικό για την αντιμετώπιση σύνθετων προβλημάτων. Παράλληλα, επιτρέπει την εύκολη διατύπωση μοντέλων για πραγματικά σενάρια, όπως χρονοδιαγράμματα εργοστασίων ή δρομολόγηση οχημάτων. Αποτελεί ιδανική λύση για τη βελτιστοποίηση συστημάτων που απαιτούν διαχείριση χρόνου και πόρων με υψηλή ακρίβεια και αποδοτικότητα.

## 6.6 ΣΧΕΔΙΑΣΜΌΣ ΠΕΙΡΑΜΑΤΩΝ

### 6.6.1 ΔΕΔΟΜΕΝΑ

Για να ρυθμιστούν οι παράμετροι των προτεινόμενων αλγορίθμων στο πλαίσιο της έρευνας χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα για 54 διαφορετικές περιπτώσεις προβλημάτων με τις εξής παραμέτρους:

* Αριθμός εργασιών n = {2, 4, 6, 12, 14, 16, 20, 50, 100}
* Αριθμός μηχανών m = {5, 10, 20}
* Αριθμός εργοστασίων F = {2, 3, 4, 5, 6, 7}

Οι χρόνοι επεξεργασίας των εργασιών για κάθε μηχανή καθορίστηκαν τυχαία εντός του εύρους [1, 99].

Καθώς η εκτέλεση των μεγαλύτερων προβλημάτων απαιτεί υπολογιστικούς πόρους και πολύ μεγάλους χρόνους εκτέλεσης, χρησιμοποιήθηκε ένα σύνολο δεδομένων με μικρότερα προβλήματα το οποίο αποτελείται από 2 έως 4 εργοστάσια και από 2 έως 16 εργασίες. Το συγκεκριμένο σύνολο μας επιτρέπει να εκτελέσουμε τους αλγόριθμους επίλυσης των προβλημάτων σε σύντομα χρονικά διαστήματα. Με τον τρόπο αυτό αξιοποιούνται τα μικρότερα σύνολα δεδομένων για να ελεγχθεί αν οι αλγόριθμοι αποδίδουν όπως αναμένεται και οδηγούν στην βέλτιστη λύση.

Ακολουθεί η εκτέλεση των αλγορίθμων με δεδομένα που αντλήθηκαν από το σύνολο δεδομένων του TAILARD και εξετάζονται δειγματοληπτικά προβλήματα με 20 εργασίες και 2, 4, 6 και 7 εργοστάσια με 5 και 10 μηχανές, καθώς θέλουμε να αναλύσουμε τον διαμοιρασμό αυτών των εργασιών στα εργοστάσια. Για να συνεχίσουμε με προβλήματα 50 εργασιών, 3 εργοστασίων με 20 μηχανές και 100 εργασιών, 3 εργοστασίων με 5 μηχανές.

Οι χρόνοι προθεσμιών (due dates) του συνόλου δεδομένων που χρησιμοποιείται κατά την εκτέλεση των αλγορίθμων υπολογίστηκαν με την μέθοδο των Hasija και Rajendran (2004) [6] με τον παρακάτω τρόπο:

* Συνολικός χρόνος επεξεργασίας κάθε εργασίας:.

, όπου j=1,2, … ,n

* Υπολογισμός προθεσμίας για κάθε εργασία:

Όπου:

* Rand: Τυχαίος αριθμός από ομοιόμορφη κατανομή στο [0, 1]
* 1/f: Παράγοντας που λαμβάνει υπόψη τον αριθμό των εργοστασίων, καθιστώντας τις προθεσμίες πιο αυστηρές όταν υπάρχουν περισσότερα εργοστάσια.1
* α: Παράμετρος για την ισορροπία αυστηρότητας, η οποία καθορίστηκε σε 0,5 έπειτα από πειράματα, ώστε οι προθεσμίες να μην είναι ούτε υπερβολικά αυστηρές αλλά ούτε υπερβολικά χαλαρές.

Με αυτόν τον τρόπο εξασφαλίζεται η προσαρμογή των δεδομένων σε μικρά καθώς και σε μεγάλα προβλήματα.

### 6.6.2 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Στα πλαίσια των δοκιμαστικών πειραμάτων εφαρμόστηκαν οι υλοποιημένοι αλγόριθμοι για τον σχεδιασμό των οποίων έγινε αναφορά στις ενότητες 6.1 – 6.5.

Για την υλοποίηση των πειραμάτων και για την εκτέλεση των αλγορίθμων ακολουθήθηκαν τα παρακάτω βήματα:

1. Αρχικά εισάγονται τα δεδομένα από τα αντίστοιχα αρχεία και κάθε αρχείο επεξεργάζεται ξεχωριστά.
2. Όλες οι λύσεις δέχονται ως αρχική ακολουθία την λύση που εξάγεται από τον αλγόριθμο NEHedd.
3. Εκτελείται ο αλγόριθμος ILS που αποτελεί μια απλή εφαρμογή τοπικής αναζήτησης. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος εφαρμόζει τυχαίες εναλλαγές μεμονωμένης εργασίας μεταξύ εργοστασίων, χωρίς να λαμβάνει υπόψη τους χρόνους καθυστέρησης. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος εκτελείται και επιστρέφει την δική του λύση.
4. Εκτελείται ο αλγόριθμος RSLS ο οποίος εφαρμόζει τυχαίες εναλλαγές ακολουθιών με περισσότερες από μια εργασίες μεταξύ εργοστασίων αλλά και στο ίδιο το εργοστάσιο όπως περιγράφεται στην παραπάνω ενότητα. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος εκτελείται και επιστρέφει την δική του λύση αλλά συμμετέχει και στην λύση IG.
5. Εκτελείται ο αλγόριθμος RSLS\_II ο οποίος λειτουργεί όπως ο αλγόριθμος RSLS αλλά κάνει εναλλαγές με μεμονωμένες εργασίες. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος εκτελείται και επιστρέφει την δική του λύση αλλά συμμετέχει και στην λύση IG.
6. Εκτελείται ο αλγόριθμος ls\_insertion\_job ο οποίος αποτελεί μέρος της λύσης του γενετικού αλγόριθμου και εφαρμόζει τοπική αναζήτηση αφαιρώντας 2 εργασίες από ένα εργοστάσιο και επανατοποθετώντας τες στην καλύτερη δυνατή θέση, με στόχο την μείωση της καθυστέρησης. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος εκτελείται και επιστρέφει την δική του λύση αλλά συμμετέχει και στην λύση GA\_LS.
7. Εκτελείται ο αλγόριθμος ls\_move\_job ο οποίος αποτελεί μέρος της λύσης του γενετικού αλγόριθμου και εφαρμόζει τοπική αναζήτηση αφαιρώντας μια εργασία από το εργοστάσιο με την μεγαλύτερη καθυστέρηση maxTT και τοποθετώντας την στο εργοστάσιο με την μικρότερη καθυστέρηση εάν μετά την τοποθέτηση το εργοστάσιο με την μικρότερη καθυστέρηση δεν έχει καθυστέρηση μεγαλύτερη από maxTT. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος εκτελείται και επιστρέφει την δική του λύση αλλά συμμετέχει και στην λύση GA\_LS.
8. Εκτελείται ο αλγόριθμος ls\_exchange\_job ο οποίος αποτελεί μέρος της λύσης του γενετικού αλγόριθμου και εφαρμόζει τοπική αναζήτηση εναλλάσσοντας δύο εργασίες μεταξύ των εργοστασίων με την μεγαλύτερη και την μικρότερη καθυστέρηση εάν επιτευχθεί μείωση της συνολικής καθυστέρησης. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος εκτελείται και επιστρέφει την δική του λύση αλλά συμμετέχει και στην λύση GA\_LS.
9. Ο αλγόριθμος που συνδυάζει τους δύο αλγόριθμους RSLS και RSLS II είναι ένας άπληστος αλγόριθμος ο οποίος εκτελεί αρχικώς μια τοπική αναζήτηση στην λύση που έχει εξάγει ο αλγόριθμος NEH. Στην συνέχεια εκτελείται μια μέθοδος τοπικής αναζήτησης από την οποία προκύπτουν βελτιωμένες συνήθως λύσεις. Στην συνέχεια και σύμφωνα μα τον τελεστή d ο οποίος παίρνει τιμές μεταξύ του 0 και του 1, ορίζεται ο αριθμός εργασιών που θα αφαιρεθούν από ένα τυχαίο εργοστάσιο για να τοποθετηθούν ξανά στο σύστημα στην θέση που δίνει την μικρότερη καθυστέρηση. Εάν η λύση που προκύπτει είναι καλύτερη από την προηγούμενη την κρατάμε. Σε διαφορετική περίπτωση χρησιμοποιούμε simulated annealing σύμφωνα με το τελεστή T ο οποίος παίρνει αρχική τιμή μεταξύ 0 και 1. Όσο μεγαλύτερος ορίζεται ο τελεστής Τ, τόσο πιο πολλές χειρότερες λύσεις γίνονται αποδεκτές.
10. Τέλος εκτελείται ο γενετικός αλγόριθμος ο οποίος ξεκινάει με τυχαίο πληθυσμό και ένα ή περισσότερα άτομα που επιστρέφει ο ευρετικός αλγόριθμος NEHedd. Ακολουθεί η εκτέλεση τεχνικών τοπικής αναζήτησης που βελτιώνουν το πρόβλημα, για να ακολουθήσει μια μέθοδος διασταύρωσης η οποία δημιουργεί 2 νέα άτομα. Μπορούμε να αυξήσουμε τα άτομα που θα αναπαραχθούν με διασταύρωση για να πετύχουμε καλύτερες λύσεις. Τέλος επαναλαμβάνουμε την συγκεκριμένη διαδικασία για όσες γενιές έχουμε ορίσει.

Μετά την εκτέλεση των αλγορίθμων εξάγονται τα αποτελέσματα στην παρακάτω μορφή για περαιτέρω ανάλυση:

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, αριθμός, παράλληλα

Περιγραφή που δημιουργήθηκε αυτόματα

Πίνακας 5 Δείγμα πίνακα αποτελεσμάτων

# 7 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΚΑΙ ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ

## 7.1 ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ

Η παρούσα ενότητα επικεντρώνεται στην αξιολόγηση των αποτελεσμάτων που προέκυψαν από την επίλυση του προβλήματος DPFSP με due dates. Το πρόβλημα αφορά τη βελτιστοποίηση της εκτέλεσης εργασιών σε πολλαπλά εργοστάσια, λαμβάνοντας υπόψη τις χρονικές προθεσμίες (due dates) για την ολοκλήρωση κάθε εργασίας.

Ο στόχος της ανάλυσης είναι να διερευνηθεί η αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου/αλγορίθμου ως προς τον βασικό δείκτη απόδοσης, που είναι η Συνολική Καθυστέρηση όλων των εργασιών πέρα από τους χρόνους τερματισμού κάθε εργασίας (due dates).

Γίνεται μια σύγκριση της απόδοσης μεταξύ των ευρετικών και των μεταευρετικών μεθόδων καθώς εξετάζεται επίσης η απόδοση κάθε αλγόριθμου ξεχωριστά. Εξετάζονται οι παράμετροι οι οποίοι επηρεάζουν το αποτέλεσμα όπως το μέγεθος του προβλήματος (πλήθος εργασιών, πλήθος εργοστασίων), παράμετροι όπως οι χρόνοι εκτέλεσης καθώς και οι διαδοχικές εκτελέσεις/επαναλήψεις μιας μεθόδου.

Τέλος παρουσιάζονται τα αποτελέσματα σε πίνακες και ακολουθεί μια ανάλυση των αποτελεσμάτων με διαγράμματα και στατιστικές μετρικές.

Καθώς το βασικό κριτήριο αποδοτικότητας στην παρούσα εργασία είναι η συνολική καθυστέρηση σε προβλήματα Χρονοπρογραμματισμού (DPFSP), για την οποία δεν υπάρχει μεγάλη βιβλιογραφία ήταν δύσκολο να βρεθεί ένα ευρέως διαδεδομένο σύνολο δεδομένων και οι βέλτιστες λύσεις αυτών. Κάθε πρόβλημα της κατηγορίας

ορίζεται από τέσσερεις μεταβλητές: Τον αριθμό των εργοστασίων, τον αριθμό των εργασιών, τον αριθμό των μηχανών και των χρόνων τερματισμού κάθε εργασίας. Για να εξετάσουμε την απόδοση των λύσεων μας χρησιμοποιήσαμε δύο διαφορετικά σύνολα δεδομένων:

Tα δεδομένα των Naderi και Ruiz **[1]** τα οποία εμπλουτίστηκαν από τους Ankit Khare & Sunil Agrawal **[7]** με χρόνους τερματισμού. Το συγκεκριμένο σύνολο αποτελείται από 420 μικρού μεγέθους προβλήματα από τα οποία εξετάσαμε τις περισσότερες περιπτώσεις και κυρίως τα μεγαλύτερα από αυτά τα προβλήματα.

Τα δεύτερο σύνολο δεδομένων αφορά τα δεδομένα Tailard τα οποία αποτελούνται από 720 μεγάλα και δύσκολα προβλήματα. Από το συγκεκριμένο σύνολο αντλήσαμε δειγματοληπτικά προβλήματα τα αποτελέσματα των οποίων παρουσιάζονται σε δεύτερο παράρτημα.

Η σύγκριση των αποτελεσμάτων των λύσεων μας γίνεται με τις καλύτερες γνωστές λύσεις όπως αυτές αποτυπώνονται από τους Ankit Khare & Sunil Agrawal στον παρακάτω σύνδεσμο: <https://data.mendeley.com/datasets/4tkhdx4jjx/2>.

## 7.2 ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ

Για την παρουσίαση και την ανάλυση των αποτελεσμάτων θα εφαρμόσουμε την μέθοδο της σχετικής ποσοστιαίας απόκλισης (Relative Percentage Deviation – RPD) σε σχέση με τις καλύτερες λύσεις που υπάρχουν στην βιβλιογραφία:

Όπου INVsol αφορά το αποτέλεσμα μιας συγκεκριμένης λύσης ενός συγκεκριμένου προβλήματος και BESTsol είναι η καλύτερη γνωστή λύση του προβλήματος από τo σημείο αναφοράς των Khare & Agrawal.

Ξεκινώντας παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για το σύνολο δεδομένων με τα προβλήματα των Naderi και Ruiz.

Στον πίνακα που παρουσιάζονται οι λύσεις μαρκάρονται με διαφορετικό χρώμα οι λύσεις που δίνουν το καλύτερο αποτέλεσμα μεταξύ των δύο κύριων λύσεων αλγορίθμων HYLG και GA LS. Επίσης στην τελευταία στήλη υπολογίζεται η σχετική ποσοστιαία απόκλιση της καλύτερης των λύσεων σε σχέση με τις καλύτερες λύσεις της βιβλιογραφίας.

Αρχικά εμφανίζονται προβλήματα που αφορούν 2 εργοστάσια και από 4 έως 6 εργασίες:



Πίνακας 6 Αποτελέσματα 2 εργοστάσια

Όπως παρατηρούμε στο συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων οι δύο αλγόριθμοι μας έχουν δώσει λύσεις ακριβώς όπως και οι καλύτερες γνωστές λύσεις για κάθε ένα από τα προβλήματα. Καθώς το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων αποτελείται από μικρά προβλήματα δεν κρίνεται απαραίτητη η περαιτέρω ανάλυση των αποτελεσμάτων διότι οι καλύτερες γνωστές λύσεις δεν μπορούν να βελτιωθούν περαιτέρω.

Στο αποτέλεσμα των προβλημάτων με 3 εργοστάσια και 4 έως 16 εργασίες οι χρόνοι καθυστέρησης που δίνουν οι αλγόριθμοι HYLG και GA LS έχουν πολύ μικρές αποκλίσεις σε σχέση με τις καλύτερες λύσεις.



Πίνακας 7 Αποτελέσματα 3 Εργοστάσια

Το ίδιο παρατηρούμε και στα προβλήματα με 4 εργοστάσια και από 4 έως 16 εργασίες



Πίνακας 8 Αποτελέσματα με 4 Εργοστάσια

Αξίζει όμως να παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα των πιο μεγάλων προβλημάτων του συγκεκριμένου συνόλου δεδομένων σχετικά με τους μεγαλύτερους χρόνους καθυστέρησης ανεξάρτητα από τον αριθμό εργοστασίων και εργασιών.



Πίνακας 9 Αποτελέσματα με μεγάλη καθυστέρηση

Στον πίνακα 9 παρατηρούμε ότι οι χρόνοι καθυστέρησης των συγκεκριμένων προβλημάτων είναι οι μεγαλύτεροι από το σύνολο δεδομένων των Naderi και Ruiz. Στα μεγαλύτερα προβλήματα υπάρχει περιθώριο καλύτερης βελτιστοποίησης των χρόνων καθυστέρησης και όπως μπορούμε να διακρίνουμε στα προβλήματα με 2 εργοστάσια 16 εργασίες και 5 μηχανές ο αλγόριθμος HYLG έδωσε μια καλύτερη λύση από αυτή των καλύτερων λύσεων της βιβλιογραφίας. Το ίδιο ισχύει και για τον αλγόριθμο GA\_LS ο οποίος μας δίνει μια καλύτερη λύση σε ένα δεύτερο πρόβλημα με 2 εργοστάσια 16 εργασίες και 5 μηχανές. Οι αρνητικές τιμές στην σχετική ποσοστιαία απόκλιση RPD που σημαίνονται με μωβ χρώμα μας φανερώνουν καλύτερες λύσεις από αυτές τις βιβλιογραφίας.

Θέλοντας να αναλύσουμε περισσότερο τα αποτελέσματα του πρώτου συνόλου δεδομένων και πριν προχωρήσουμε στην παρουσίαση των αποτελεσμάτων του συνόλου Tailard, θα παρουσιάσουμε μερικά στατιστικά στοιχεία σχετικά με την απόδοση και την συμπεριφορά των μεθόδων επίλυσης στις οποίες αναφερόμαστε στην παρούσα εργασία.

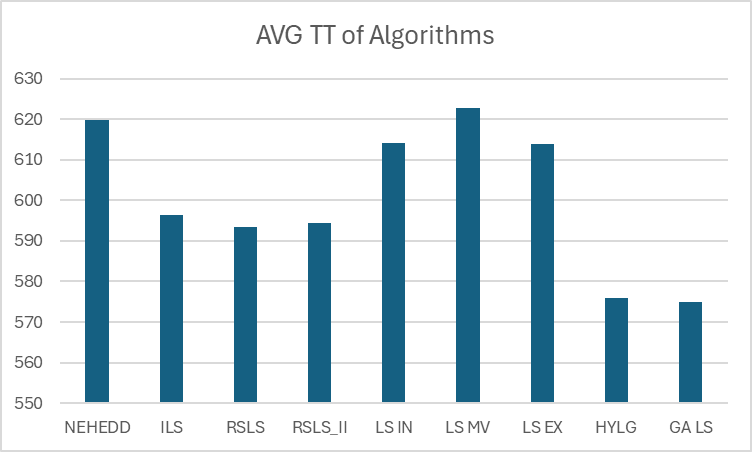
Από τις μέσες τιμές των αποτελεσμάτων του πρώτου συνόλου δεδομένων και όπως αυτές παρουσιάζονται στον πίνακα 10 παρατηρούμε ότι οριακά τους καλύτερους χρόνους μας τους δίνει ο γενετικός αλγόριθμος GA και ακολουθεί ο άπληστος αλγόριθμος HYLG.



Πίνακας 10 Μ.Ο. αποτελεσμάτων

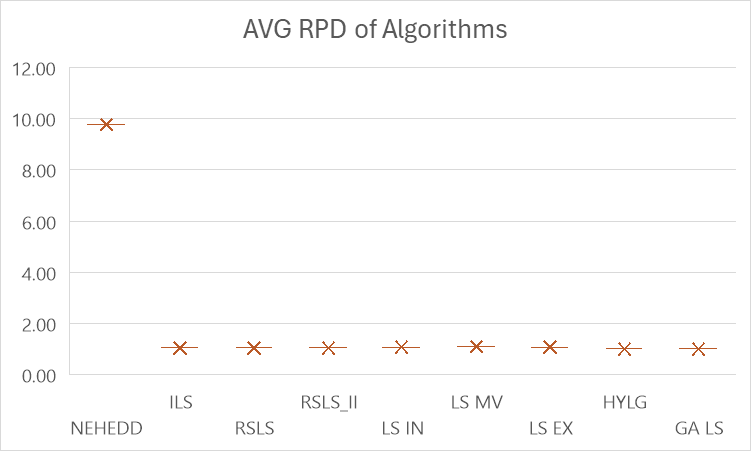
Παρόλα αυτά βέβαια θα πρέπει να αναφέρουμε ότι η απόδοση αυτών των αλγορίθμων εξαρτάται και από τα κριτήρια τερματισμού τους. Για όλους του αλγόριθμους έχουμε εφαρμόσει ως κριτήριο τερματισμού τις επαναλήψει εκτέλεσης που ορίζουμε για τον καθένα. Για να τερματίζονται οι αλγόριθμοι μέσα σε ένα αποδεκτό χρονικό διάστημα προσαρμόζονται και οι επαναλήψεις εκτέλεσης τους. Για παράδειγμα:

* αλγόριθμος ILS ο οποίος εφαρμόζει μια απλή τοπική αναζήτηση ανταλλάσσοντας μεμονωμένα εργασίες μεταξύ εργοστασίων ο οποίος βασίζεται και στον παράγοντα τύχη μπορεί σε μικρό διάστημα να εκτελέσει πολλές επαναλήψεις γι’ αυτό του έχουμε ορίσει να τερματίζει μετά από 10000 εκτελέσεις.
* Οι αλγόριθμοι RSLS και RSLS II ανταποκρίνονται επίσης πολύ καλά και οι λύσεις που μας επιστρέφουν δεν απέχουν πάρα πολύ από τις καλύτερες λύσεις που μας δίνουν οι αλγόριθμοι HYLG και GA LS. Οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι κάνουν περισσότερους υπολογισμούς από τον ILS και έχουν οριστεί να εκτελούν 1000 επαναλήψεις.
* Οι αλγόριθμοι LS IN, LS MV και LS EX αποτελούν τις τοπικές αναζητήσεις που εκτελούνται στον γενετικό αλγόριθμο και είναι απαιτητικοί αλγόριθμοι οπότε οι επαναλήψεις τους ορίζονται σε 100.
* Ο αλγόριθμος HYLG εκτελεί 1000 φορές τις διαδικασίες βελτιστοποίησης. Παρατηρώντας την καλή απόδοση του αλγόριθμου ILS τον εκτελούμε σε κάθε επανάληψη. Η συγκεκριμένη λειτουργία βελτίωσε την απόδοση του αλγόριθμου και είναι και το σημείο που διαφοροποιείται από τις λύσεις της βιβλιογραφίας. Οι τελεστές Τ και d του αλγόριθμου HYLG έχουν οριστεί ως εξής: Τ για την θερμοκρασία της προσομοιωμένης ανόπτησης σε 0,8 και d ο αριθμός των εργασιών που αφαιρούνται και τοποθετούνται ξανά σε καλύτερες θέσεις είναι 0,4. Οι συγκεκριμένες τιμές μας έδωσαν τις καλύτερες τιμές όπως θα δούμε και στην ανάλυση των δεδομένων TAILARD.
* Ο γενετικό αλγόριθμος GA\_LS έχει οριστεί μετά από σχετικές δοκιμές να τρέχει σε 50 γενεές με 200 επαναλήψεις τοπικής αναζήτησης σε κάθε γενεά.

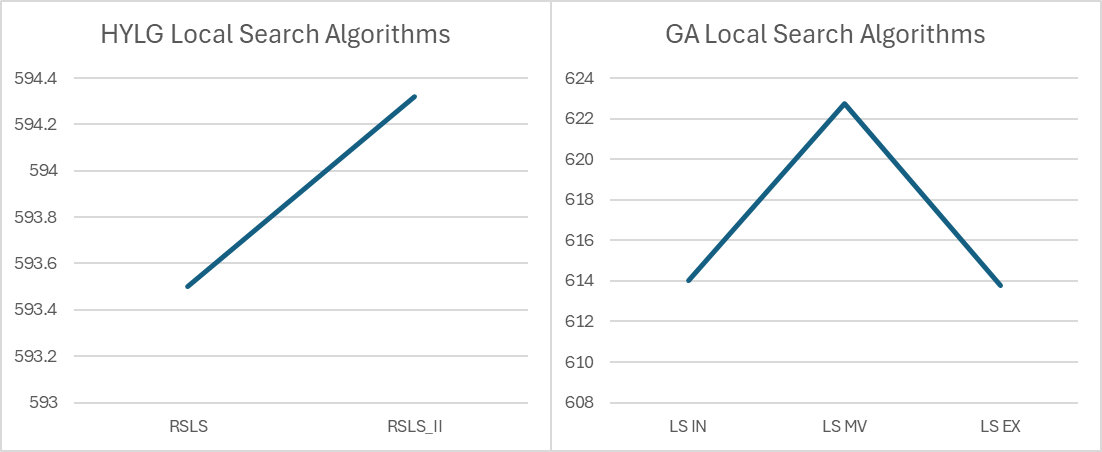


Εικόνα 15 Μέσες Τιμές Λύσεων

Στην Εικόνα 15 παρατηρούμε ότι οι καλύτερες λύσεις των λύσεων δίνονται από τις λύσεις HYLG και GA\_LS. Επίσης όπως παρατηρούμε στην εικόνα 16 οι μεταευρετικοί αλγόριθμοι δίνουν πολύ καλύτερα αποτελέσματα από τις ευρετικές λύσεις.

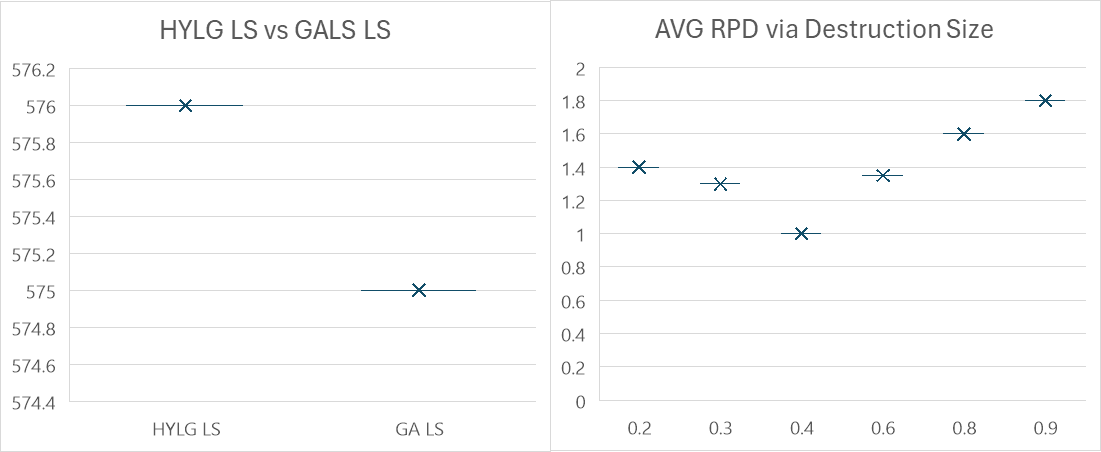


Εικόνα 16 RPD Μέσων τιμών



Εικόνα 17 Local Search Algorithms

Συγκρίνοντας μεταξύ τους, τους αλγόριθμους τοπικής αναζήτησης οι οποίοι ενσωματώνονται στις λύσεις HYLG και GA\_LS, παρατηρούμε ότι παίρνουμε καλύτερα αποτελέσματα από τον αλγόριθμο RSLS σε σχέση με τον αλγόριθμο RSLS II. Για τους αλγόριθμους που συμμετέχουν στην λύση γενετικών αλγόριθμων με τοπική αναζήτηση παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος που συμβάλει καλύτερα στην εύρεση των λύσεων είναι ο αλγόριθμος τοπικής αναζήτησης με μετακίνηση.



Εικόνα 18 HYLG vs GA LS and HYLG d

Στην εικόνα 18 συγκρίνουμε τους δύο κύριους αλγόριθμους σε σχέση με τις μέσες τιμές των χρόνων καθυστέρησης κάθε λύσης. Ο γενετικός αλγόριθμος μας δίνει οριακά καλύτερες λύσεις. Τον αλγόριθμο HYLG επηρεάζει δραστικά η τιμή της μεταβλητής d η οποία ορίζει τον αριθμό των εργασιών που θα αφαιρούνται από μια λύση και θα τοποθετούνται ξανά στην καλύτερη θέση της ακολουθίας. Παρατηρούμε ότι οι τιμές τις d δεν θα πρέπει να είναι ούτε πολύ μικρές αλλά ούτε πολύ μεγάλες. Άρα μια τιμή κοντά στο 0,4 με 0,5 είναι οι καλύτερα αποδεκτές τιμές.

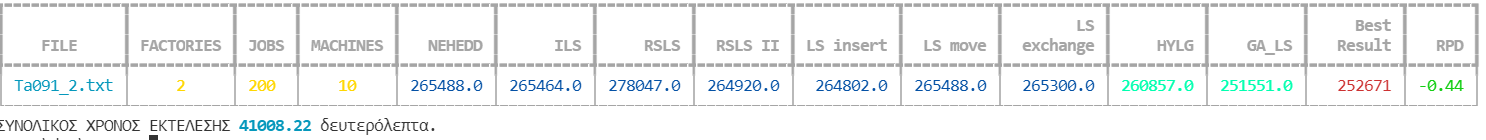
Τα αποτελέσματα που χρησιμοποιήθηκαν από το δείγμα των δεδομένων TAILARD παρουσιάζονται στον πίνακα 19. Και σε αυτές τις περιπτώσεις παρατηρούμε παρόμοια συμπεριφορά με τα δεδομένα Naderi και Ruiz.

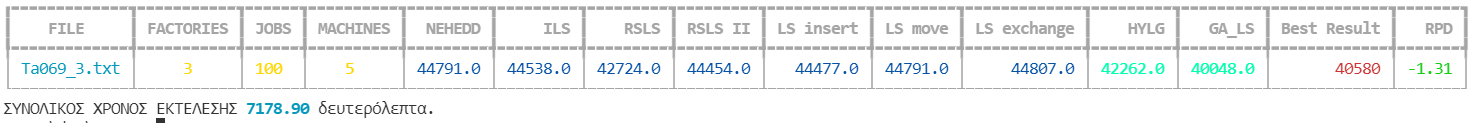


Εικόνα 19 Αποτελέσματα δείγματος TAILARD

Αυτό που αξίζει να σημειωθεί αφορά τα πολύ μεγάλα προβλήματα, στα οποία και παίρνουμε καλύτερες λύσεις από αυτές τις βιβλιογραφίας. Παρατηρούμε ότι στις λύσεις των τεσσάρων τελευταίων προβλημάτων, οι χρόνοι καθυστέρησης είναι τεράστιοι σε σχέση με τα υπόλοιπα προβλήματα. Σε αυτά τα προβλήματα φαίνεται ο γενετικός αλγόριθμος να αποδίδει καλύτερα αποτελέσματα και να βελτιώνει το πρόβλημα περαιτέρω.

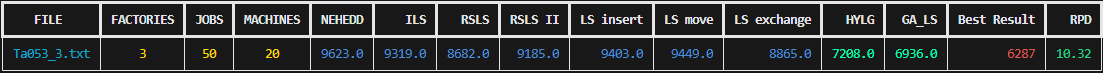
Στην εικόνα 20 παρουσιάζεται η εκτέλεση του συγκεκριμένου προβλήματος και τα αποτελέσματα που επιστράφηκαν.





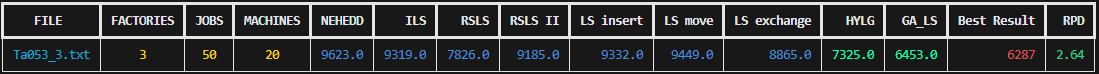
Εικόνα 20 Αποτέλεσμα μεγάλων προβλημάτων

Σχετικά με τις παραμέτρους του γενετικού αλγόριθμου και μέχρι να καταλήξουμε στον αριθμό των γενεών που επιστρέφουν καλύτερα αποτελέσματα έγιναν δοκιμές με διαφορετικές τιμές. Ξεκινώντας ορίσαμε τις γενεές 20 και τις επαναλήψεις τοπικής αναζήτησης 2. Στην ίδια εκτέλεση αλλάξαμε και τις τιμές του Τ και του d του αλγόριθμου HYLG σε Τ=0,5 και d=0.5.



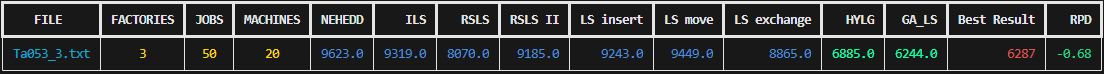
Εικόνα 21 Γενετικός 20 GEN 2 LS

Ακολούθησε μια εκτέλεση με τις τιμές των γενεών 100 αφήνοντας τις επαναλήψεις σε 2 ανά γενεά. Εδώ αλλάξαμε τις μεταβλητές του αλγόριθμου Τ σε 0.4 και d σε 0,8. Παρατηρούμε ότι οι λύση του γενετικού έχει βελτιωθεί ενώ η λύση του HYLG έχει χειροτερέψει.



Εικόνα 22Γενετικός 100 GEN 2 LS

Τελικώς καταλήγουμε στις 50 γενεές με 200 επαναλήψεις της τοπικής αναζήτησης. Τιμές που μας έδωσαν επανειλημμένα καλύτερες λύσεις. Και στον αλγόριθμο HYLG καταλήξαμε στις τιμές T=0.8 και d = 0.4, οι οποίες μας έδωσαν τα καλύτερα αποτελέσματα κατά την διάρκεια των πειραμάτων.

****

Εικόνα 23 Γενετικός 50 GEN 200 LS

Κλείνοντας την παρουσίαση και ανάλυση των αποτελεσμάτων καταλήγουμε ότι ο γενετικός αλγόριθμος δείχνει να έχει την καλύτερη απόδοση στην βελτίωση των χρόνων καθυστέρησης, κυρίως στα μεγαλύτερα προβλήματα. Προτιμήθηκε το κριτήριο τερματισμού να είναι η διαδοχικές επαναλήψεις εκτέλεσης των αλγορίθμων. Προτείνεται βέβαια μια επέκταση των λύσεων με κριτήριο τερματισμού τον χρόνο εκτέλεσης ο οποίος θα δίνεται λαμβάνοντας υπόψη το μέγεθος (τα εργοστάσια, τις μηχανές και τις εργασίες) των προβλημάτων.

# 8 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ

Η παρούσα εργασία μελετά Το πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού κατανεμημένων ροών εργασιών βάσει

μεταθέσεων με περιορισμούς ημερομηνιών τερματισμού εργασιών. Το κύριο κριτήριο που μελετήθηκε αφορά τους χρόνους καθυστέρησης των εργασιών σε σύγκριση με τους επιθυμητούς χρόνους τερματισμού (due dates). Από την βιβλιογραφία διαπιστώσαμε ότι υπάρχουν ελάχιστες αναφορές για την επίλυση του προβλήματος ελαχιστοποίησης της συνολικής καθυστέρησης για το DPFSP.

Τα προβλήματα DPFSP αποτελούν έναν ακμάζοντα τομέα στην έρευνα προγραμματισμού και η ταχεία ανάπτυξη της κατανεμημένης παραγωγής δείχνει ότι θα συνεχίσει να είναι έτσι. Από την άποψη αυτή, η ανασκόπηση αποκαλύπτει ότι υπάρχουν πολλά διαθέσιμα εργαλεία για την αντιμετώπιση ενός ευρέος φάσματος κατανεμημένου χρονοπρογραμματισμού NP-δύσκολων προβλημάτων απόφασης. Παρ' όλα αυτά, εντοπίστηκαν ορισμένα ζητήματα που χρήζουν μελλοντικής έρευνας όσον αφορά τρεις πτυχές: 1) Το πεδίο εφαρμογής των προβλημάτων που αντιμετωπίζονται, 2) Οι διαδικασίες επίλυσης που προτείνονται για τα προβλήματα και 3) Η κυρίαρχη ερευνητική προσέγγιση σε αυτόν τον τομέα.

Παρά την άφθονη βιβλιογραφία επί του θέματος, οι στόχοι που σχετίζονται με τις ημερομηνίες λήξης (due dates) έχουν εξεταστεί ελάχιστα για το κλασικό πρόβλημα DPFS όπου προβλήματα όπως η μέγιστη καθυστέρηση, η συνολική καθυστέρηση η μέγιστη αργοπορία ή ο αριθμός των καθυστερημένων εργασιών δεν έχουν εξεταστεί ξεχωριστά μέχρι σήμερα.

Καθώς οι επιχειρήσεις επιδιώκουν την εξισορρόπηση του φόρτου εργασίας μεταξύ των εργοστασίων, κρίνεται επιτακτική η ανάγκη για περαιτέρω μελέτη των στόχων που συσχετίζονται με τον μέγιστο μεταξύ των χρόνων ολοκλήρωσης κάθε εργοστασίου ή ο μέσος χρόνος παραγωγής κάθε εργοστασίου, σε ένα κατανεμημένο σύστημα, κάτι το οποίο έχει αντιμετωπιστεί ελάχιστα. Ορισμένοι δείκτες ποιότητας που προτείνεται να επεξεργαστούν περαιτέρω είναι:

* **Ποσοστό έγκαιρης παράδοσης**: Ποσοστό των εργασιών που παραδίδονται στην ώρα τους.
* **Εξισορρόπηση φόρτου εργασίας μεταξύ εργοστασίων**

Επίσης έναν κρίσιμο παράγοντα στα κατανεμημένα συστήματα, αποτελούν τα θέματα μεταφοράς. Ωστόσο ένας ελάχιστος αριθμός αναφορών ασχολείται με αυτό το ζήτημα.

Για μελλοντική έρευνα, θα ήταν ενδιαφέρον να μελετηθεί το εξεταζόμενο πρόβλημα με διαφορετικούς στόχους, όπως η ελαχιστοποίηση των καθυστερήσεων, η ελαχιστοποίηση της συνολικής πρωιμότητας και της αργοπορίας. Και αντί για ημερομηνίες προθεσμίας να εξεταστούν χρόνοι προθεσμίας και χρόνοι προετοιμασίας.

# Βιβλιογραφία

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | B. Naderi και R. Ruiz, «The distributed permutation flowshop scheduling problem,» 2018. |
| [2] | J. Kuhpfahl, Job Shop Scheduling with Consideration of Due Dates, 2015. |
| [3] | C. Gogos, «Solving the Distributed Permutation Flow-Shop Scheduling Problem Using Constrained Programming,» 2023. |
| [4] | P. Perez-Gonzalez και J. M.Framinan, «A review and classification on distributed permutation flowshop scheduling problems,» 2023. |
| [5] | G. Minella, R. Ruiz και M. Ciavotta, «A Review and Evaluation of Multiobjective Algorithms for the Flowshop Scheduling Problem,» 2008. |
| [6] | S. HASIJA και C. RAJENDRAN, «Scheduling in flowshops to minimize total tardiness of jobs,» 2003. |
| [7] | A. Khare και S. Agrawal, «Effective heuristics and metaheuristics to minimise total tardiness for the distributed permutation flowshop scheduling problem,» 2020. |
| [8] | C. . A. FLOUDAS και X. LIN, «Mixed Integer Linear Programming in Process Scheduling: Modeling, Algorithms, and Applications,» 2005. |
| [9] | M. R. Garey, D. S. Johnson και R. Sethi, «The Complexity of Flowshop and Jobshop Scheduling,» 1976. |
| [10] | E. Taillard, «Some efficient heuristic methods for the flow shop sequencing problem,» 1990. |
| [11] | K. YEONG-DAE KIM, «Heuristics for Flowshop Scheduling Problems,» 1993. |
| [12] | E. Vallada, R. Ruiz και G. Minella, «Minimising total tardiness in the m-machine flowshop problem: A review and evaluation of heuristics and metaheuristics,» 2006. |
| [13] | V. Fernandez-Viagas και J. M. Framinan, «NEH-based heuristics for the permutation flowshop scheduling problem to minimise total tardiness,» 2017. |
| [14] | J. Thompson, Heuristics: An Overview, 2023. |
| [15] | H. Ramalhinho Lourenço, O. C. Martin και T. Stuetzle, HANDBOOK OF METAHEURISTICS (CHAPTER 5), 2010. |
| [16] | R. Ruiz και P. Quan-Ke, «Iterated search methods for earliness and tardiness minimization in hybrid flowshops with due windows,» 2016. |
| [17] | R. Ruiz και M. Concepcion, «A comprehensive review and evaluation of permutation flowshop heuristics to minimize flowtime». |
| [18] | OSMAN και POTTS, «Simulated annealing for permutation flow-shop scheduling». |
| [19] | T. Stuetzle, «Applying Iterated Local Search to the Permutation Flow Shop Problem». |
| [20] | R. RUIZ και T. STUETZLE, «A simple and effective IGA for the PFSP,» 2007. |
| [21] | S. Kirkpatrick, «Optimization by Simulated Annealing,» 1983. |
| [22] | P. Pourhejazy, C.-Y. Cheng, K.-C. Ying και N. H. Nam, «Meta-Lamarckian-based iterated greedy for optimizing,» 2022. |
| [23] | T. MURATA, H. ISHIBUCHI και H. TANAKA, «GENETIC ALGORITHMS FOR FLOWSHOP SCHEDULING PROBLEMS,» 1996. |
| [24] | C. R. REEVES, «A GENETIC ALGORITHM FOR FLOWSHOP SEQUENCING,» 1996. |
| [25] | J. Gao και R. Chen, «A hybrid genetic algorithm for the distributed permutation flowshop scheduling problem,» 2011. |
| [26] | V. Beraudier , «https://github.com/IBMDecisionOptimization/docplex-examples/blob/master/examples/cp/visu/flow\_shop\_permutation.py,» IBMDecisionOptimization, 2022. [Ηλεκτρονικό]. |
| [27] | «https://developers.google.com/optimization/scheduling/job\_shop,» Google, 2024. [Ηλεκτρονικό]. |

# ΕΙΚΟΝΕΣ

[Εικόνα 1 ΤΥΠΟΙ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΩΝ DPFS [4] 11](#_Toc184589696)

[Εικόνα 2 ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΟΣ 17](#_Toc184589697)

[Εικόνα 3 ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΛΥΣΗΣ ΜΕ ΗΜΕΡΟΜΗΝΙΕΣ ΤΕΡΜΑΤΙΣΜΟΥ 18](#_Toc184589698)

[Εικόνα 4 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΣΥΓΚΡΙΣΗΣ NEH ΜΕ NEH\_F 29](#_Toc184589699)

[Εικόνα 5 LOCAL SEARCH 36](#_Toc184589700)

[Εικόνα 6 RANDOM SUBSEQUENCE LOCAL SEARCH [7] 39](#_Toc184589701)

[Εικόνα 7 RANDOM SINGLE POINT LOCAL SEARCH [7] 41](#_Toc184589702)

[Εικόνα 8 MLL JOB SWAP 43](#_Toc184589703)

[Εικόνα 9 MLL JOB COMPETITIVE INSERTION 43](#_Toc184589704)

[Εικόνα 10 MLL INTER-FACTORY SWAP 44](#_Toc184589705)

[Εικόνα 11 MLL INTER-FACTORY COMPETITIVE INSERTION 44](#_Toc184589706)

[Εικόνα 12 MLL HYBRID SWAP 44](#_Toc184589707)

[Εικόνα 13 MLL HUBRID COMPETITIVE INSERTION 45](#_Toc184589708)

[Εικόνα 14 HYBRID GA - CROSSOVER 48](#_Toc184589709)

[Εικόνα 15 Μέσες Τιμές Λύσεων 66](#_Toc184589710)

[Εικόνα 16 RPD Μέσων τιμών 66](#_Toc184589711)

[Εικόνα 17 Local Search Algorithms 67](#_Toc184589712)

[Εικόνα 18 HYLG vs GA LS and HYLG d 67](#_Toc184589713)

[Εικόνα 19 Αποτελέσματα δείγματος TAILARD 68](#_Toc184589714)

[Εικόνα 20 Αποτέλεσμα μεγάλου προβλήματος 68](#_Toc184589715)

[Εικόνα 21 Γενετικός 20 GEN 2 LS 69](#_Toc184589716)

[Εικόνα 22Γενετικός 100 GEN 2 LS 69](#_Toc184589717)

[Εικόνα 23 Γενετικός 50 GEN 200 LS 69](#_Toc184589718)

# ΠΙΝΑΚΕΣ

[Πίνακας 1 ΚΡΙΤΗΡΙΑ ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΥ 15](#_Toc184589722)

[Πίνακας 2 ΕΚΤΕΛΕΣΗ ΜΙΑΣ ΑΚΟΛΟΥΘΙΑΣ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ NEH 22](#_Toc184589723)

[Πίνακας 3 ΒΗΜΑΤΑ ΒΕΛΤΙΩΜΕΝΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ NEH\_F 24](#_Toc184589724)

[Πίνακας 4 ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΒΕΛΤΙΩΜΕΝΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ NEH\_F 25](#_Toc184589725)

[Πίνακας 5 Δείγμα πίνακα αποτελεσμάτων 60](#_Toc184589726)

[Πίνακας 6 Αποτελέσματα 2 εργοστάσια 62](#_Toc184589727)

[Πίνακας 7 Αποτελέσματα 3 Εργοστάσια 63](#_Toc184589728)

[Πίνακας 8 Αποτελέσματα με 4 Εργοστάσια 63](#_Toc184589729)

[Πίνακας 9 Αποτελέσματα με μεγάλη καθυστέρηση 64](#_Toc184589730)

[Πίνακας 10 Μ.Ο. αποτελεσμάτων 65](#_Toc184589731)

# ΚΩΔΙΚΕΣ

[Code 1 Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΝΕΗ (1) 21](#_Toc184589741)

[Code 2 Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ NEH (2) 23](#_Toc184589742)

[Code 3 ΒΕΛΤΙΩΜΕΝΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ NEH\_F (1) 28](#_Toc184589743)

[Code 4 ΣΥΓΚΡΙΣΗ NEH με NEH\_F 29](#_Toc184589744)

[Code 5 Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΤΑΒΟΟ SEARCH 31](#_Toc184589745)

[Code 6 Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ NEHedd 32](#_Toc184589746)

[Code 7 ITERATED LOCAL SEARCH 36](#_Toc184589747)

[Code 8 Random Subsequence Local Search 40](#_Toc184589748)

[Code 9 ITERATED GREEDY ALGORITHM 42](#_Toc184589749)

[Code 10 LS INSERTION JOBS 49](#_Toc184589750)

[Code 11 LS MOVE JOBS 50](#_Toc184589751)

[Code 12 LS EXCHANGE JOBS 50](#_Toc184589752)

[Code 13 LOCAL SEARCH HYBRID 51](#_Toc184589753)

[Code 14 HYBRID GA WITH LOCAL SEARCH 51](#_Toc184589754)

**ΚΩΔΙΚΕΣ**

|  |
| --- |
| import loadfile as lf  import nehedd\_new as nhd\_n  import calcShedule as cS  import ils  import rsls  import rsls\_II as rs2  import ls\_insertion\_job as ls\_ij  import ls\_move\_job as ls\_mv  import ls\_exchange\_job as ls\_xc  import ig  import ga\_ls as ga  #  import copy  import os  import csv  import time  #rich console  from rich.console import Console  from rich.table import Table  from rich import print  from rich import box  from rich.progress import Progress  arxeia = lf.load\_files()  fileCnt = len(arxeia)  #rich table title  table = Table(title="DPFSP ALGORITHM ARENA", style="bold")  table.add\_column("FILE", justify="center", style="cyan", no\_wrap=True)  table.add\_column("FACTORIES", justify="center", style="gold1", no\_wrap=True)  table.add\_column("JOBS", justify="center", style="gold1")  table.add\_column("MACHINES", justify="center", style="gold1")  table.add\_column("NEHEDD", justify="right", style="blue")  table.add\_column("ILS", justify="right", style="blue")  table.add\_column("RSLS", justify="right", style="blue")  table.add\_column("RSLS II", justify="right", style="blue")  table.add\_column("LS insert", justify="right", style="blue")  table.add\_column("LS move", justify="right", style="blue")  table.add\_column("LS exchange", justify="right", style="blue")  table.add\_column("HYLG", justify="right", style="medium\_spring\_green")  table.add\_column("GA\_LS", justify="right", style="medium\_spring\_green")  table.add\_column("Best Result", justify="right", style="red", no\_wrap=False)  table.add\_column("RPD", justify="right", style="bright\_green", no\_wrap=False)  #ΦΟΡΤΩΣΗ DATASET  with Progress() as progress:      print()      #Έναρξη εκτέλεσης progressbar      task = progress.add\_task("[cyan]ΕΚΤΕΛΕΣΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ για DPSFSP...", total=fileCnt)        #Εκτελουμε τους αλγόριθμους για κάθε αρχείο      start\_time = time.time()      for i in range(fileCnt):          file = arxeia[i+1]          filename = os.path.basename(arxeia[i+1])          print("fileName =", filename)          if filename.startswith("I\_"):              csv\_file = "Best\_Result\_small.csv"          elif filename.startswith("Ta"):              csv\_file = "Best\_Result\_large.csv"          else:              print(f"[red]Το αρχείο {filename} δεν είναι έγκυρο για αυτή τη διαδικασία![/red]")              continue          with open(csv\_file, mode='r', newline='', encoding='utf-8') as csv\_file\_obj:              reader = csv.DictReader(csv\_file\_obj)              for row in reader:                  if row['Instance'] == filename:                      best\_value = row['Best']                      break            n,m,F,p,d = lf.read\_dpfsp\_dataset(arxeia[i+1])          startSequence = {}    startNEHedd = nhd\_n.nehedd(d,n,m,p,F)          bestTT = cS.calcTT(d,n,m,p,startNEHedd)          bestNEHedd = bestTT    startSequence = copy.deepcopy(startNEHedd)          bestTT = float("inf")          bestTTnewI = float("inf")          bestTT = cS.calcTT(d,n,m,p,startSequence)          if bestTT < bestTTnewI:                  bestTTnewI = bestTT                  bestSequence = copy.deepcopy(startSequence)          for i in range(10000):              print("ILS :", i)              bestTT, bestSeq2 = ils.ils(d,n,m,p, startSequence, bestTT)              if bestTT < bestTTnewI:                  bestTTnewI = bestTT                  bestSequence = copy.deepcopy(startSequence)          bestILS = bestTT  startSequenceRSLS = copy.deepcopy(startNEHedd)          bestTTRSLS = float("inf")          bestTTnewIRSLS = float("inf")            for i in range(10000):              print("RSLS :", i)              bestTTRSLS, startSequenceRSLS = rsls.rsls(d,n,m,p,startSequenceRSLS, bestTTRSLS)              if bestTTRSLS < bestTTnewIRSLS:                  bestTTnewIRSLS = bestTTRSLS                  bestSequenceRSLS = copy.deepcopy(startSequenceRSLS)          bestRSLS = bestTTRSLS   startSequenceRSLSII = copy.deepcopy(startNEHedd)          bestTT = float("inf")          bestTTRSLSII = float("inf")          bestTTnewIRSLSII = float("inf")          bestTTRSLSII = cS.calcTT(d,n,m,p,startSequenceRSLSII)          if bestTTRSLSII < bestTTnewIRSLSII:                  bestTTnewIRSLSII = bestTTRSLSII                  bestSequenceRSLSII = copy.deepcopy(startSequenceRSLSII)          for i in range(10000):              print("RSLS II :", i)              checkSeqRS\_II = copy.deepcopy(startNEHedd)              bestTTRSLSII, startSequenceRSLSII = rs2.rsls\_II(d,n,m,p,checkSeqRS\_II, bestTTRSLSII)              if bestTTRSLSII < bestTTnewIRSLSII:                  bestTTnewIRSLSII = bestTTRSLSII                  bestSequenceRSLSII = copy.deepcopy(startSequenceRSLSII)          bestRSLS\_II = bestTTRSLSII  startSequenceLS\_INSERTION\_JOB = copy.deepcopy(startNEHedd)          sequence\_InsertionJob = {}          sequence\_BestTime = {}          bestTT = float("inf")          for i in range(10):              print("LS in :", i)              sequence\_InsertionJob, bestTTnew=copy.deepcopy(ls\_ij.ls\_insertion\_job(d,n,m,p,startSequenceLS\_INSERTION\_JOB))              if bestTTnew < bestTT:                  bestTT = bestTTnew                  sequence\_BestTime = copy.deepcopy(sequence\_InsertionJob)          bestLSinsert = bestTT   startSequenceLS\_MOVE\_JOB = copy.deepcopy(startNEHedd)          sequence\_moveJob = {}          sequence\_BestTime\_move = {}          bestTTmove = float("inf")          for i in range(10):              print("LS mv :", i)              bestTTnewLSmove, startSequenceLSmove = ls\_mv.ls\_move\_job(d,n,m,p,F,startSequenceLS\_MOVE\_JOB)              if bestTTnewLSmove < bestTTmove:                  bestTTmove = bestTTnewLSmove                  bestSequenceLSmove = copy.deepcopy(startSequenceLSmove)          bestLSmove = bestTTmove   startSequenceLS\_EXCHANGE\_JOB = copy.deepcopy(startNEHedd)          sequence\_exchangeJob = {}          sequence\_BestTime\_exchange = {}          bestTTexchange = float("inf")          sequence\_exchangeJob, bestTTexchangeNew=copy.deepcopy(ls\_xc.ls\_exchange\_job(d,n,m,p,F,startSequenceLS\_EXCHANGE\_JOB))          for i in range(10):              print("LS xc :", i)              bestTTnewLSexchange, startSequenceLSexchange = ls\_xc.ls\_exchange\_job(d,n,m,p,F,startSequenceLS\_EXCHANGE\_JOB)              if bestTTnewLSexchange < bestTTexchange:                  bestTTexchange = bestTTnewLSexchange                  bestSequenceLSexchange = copy.deepcopy(startSequenceLSexchange)          bestLSexchange = bestTTexchange   startSeq\_IG = copy.deepcopy(startNEHedd)          sequence\_IG = {}          bestTTIG = float("inf")          bestTTnewIG = float("inf")            startSeq\_IG, bestTTIG = ig.ig(d,n,m,p,F,startSeq\_IG)  startSeq\_IG = copy.deepcopy(startNEHedd)          sequence\_IG = {}          bestTTnewIG = float("inf")          bestTTGA = None            startSeq\_GA, bestTTGA = ga.ga(d,n,m,p,F,startSeq\_IG)   RPD = 0          if float(best\_value) != 0:              RPD = 0              RPD\_NEHEDD = 0              RPD\_ILS = 0              RPD\_RSLS = 0              RPD\_RSLS\_II = 0              RPD\_LS\_IN = 0              RPD\_LS\_MV = 0              RPD\_LS\_EX = 0              RPD\_HYLG = 0              RPD\_GA\_LS = 0              #sumAll = bestNEHedd + bestILS + bestRSLS + bestRSLS\_II + bestLSinsert + bestLSmove + bestLSexchange              min\_value = min(bestNEHedd, bestILS, bestRSLS, bestRSLS\_II, bestLSinsert, bestLSmove, bestLSexchange, bestTTIG, bestTTGA)                  #, bestTTGA            #avgSum = sumAll / 7              RPD = (float(min\_value) - float(best\_value)) / float(best\_value) \* 100              RPD = round(RPD,2)          table.add\_row(filename,str(F), str(n), str(m), str(bestNEHedd), str(bestILS), str(bestRSLS), str(bestRSLS\_II), str(bestLSinsert), str(bestLSmove), str(bestLSexchange), str(bestTTIG), str(bestTTGA), str(best\_value), str(RPD))          progress.update(task, advance=1)      end\_time = time.time()      execution\_time = end\_time - start\_time  console = Console()  print()  console.print(table)  console.print(f"ΣΥΝΟΛΙΚΟΣ ΧΡΟΝΟΣ ΕΚΤΕΛΕΣΗΣ {execution\_time:.2f} δευτερόλεπτα.") |

Code 15 main function

|  |
| --- |
| import calcShedule as cS  import ils  import rsls  import rsls\_II as rs2  import ls\_insertion\_job as ls\_ij  import ls\_move\_job as ls\_mv  import ls\_exchange\_job as ls\_xc  import copy  import os  import csv  import time  import math  import random  def ig(d,n,m,p,Factories,startSeqls):        max\_iterations = 1000      djobs = 0.4      T = 0.8      bestTT = float("inf")      minTT = float("inf")      removed\_jobs = []      pi = copy.deepcopy(startSeqls)      bestTT = cS.calcTT(d,n,m,p,pi)      #print("NEHedd = ", pi, "with best TT", bestTT)        bestTT, pi = rsls.rsls(d,n,m,p,pi, bestTT)      bestTT = cS.calcTT(d,n,m,p,pi)      #print("After Local Search",pi, "with best TT",bestTT)      pib = copy.deepcopy(pi)      for iteration in range(max\_iterations):          removed\_jobs = []          pi\_prime = pi.copy()          print("iteration:", iteration)          # Remove one job at a time          range1 = djobs \* n/Factories          #print(int(range1))          for \_ in range(int(range1)):              random\_factory = random.choice(list(pi\_prime.keys()))              #print("random Factory", random\_factory)              if len(pi\_prime[random\_factory]) > 0:                  #removed\_jobs = pi\_prime[random\_factory].pop(random.randint(0, len(pi\_prime[random\_factory]) - 1))                  removed\_jobs.append(pi\_prime[random\_factory].pop(random.randint(0, len(pi\_prime[random\_factory]) - 1)))            #print("removed Jobs", removed\_jobs)          for job in removed\_jobs:              best\_factory, best\_position, min\_tt = None, None, float('inf')              for factory in range(Factories):                  for position in range(len(pi\_prime[factory]) + 1):                      test\_schedule = copy.deepcopy(pi\_prime)                      test\_schedule[factory].insert(position, job)                      tt = cS.calcTT(d,n,m,p,test\_schedule)                      #print("tt=", tt, "test\_shedule=", test\_schedule )                      if tt < min\_tt:                          best\_factory, best\_position, min\_tt = factory, position, tt              pi\_prime[best\_factory].insert(best\_position, job)              #print("pi\_prime", pi\_prime)            # Local search          bestTTIls2, pi\_prime = ils.ils(d,n,m,p, pi\_prime, bestTT)          ttpi\_prime = cS.calcTT(d,n,m,p,pi\_prime)          ttpi = cS.calcTT(d,n,m,p,pi)          ttpib = cS.calcTT(d,n,m,p,pib)          #print("pi", pi, ttpi)          #print("pi\_prime", pi\_prime, ttpi\_prime )          # Acceptance criteria          if ttpi\_prime < ttpi:              pi = copy.deepcopy(pi\_prime)              if ttpi < ttpib:                  pib = copy.deepcopy(pi\_prime)          elif random.random() <= math.exp(-(ttpi\_prime - ttpi) / T):              pi = copy.deepcopy(pi\_prime)          #print("TELIKO P", pi)      ttpib = cS.calcTT(d,n,m,p,pib)      #print("pB", pib, ttpib )      return pib, ttpib |

Code 16 HYLG Algorithm

|  |
| --- |
| import calcShedule as cS  import utils  import rsls  import rsls\_II as rs2  import ls\_insertion\_job as ls\_ij  import ls\_move\_job as ls\_mv  import ls\_exchange\_job as ls\_xc  import nehedd\_new as neh  import copy  import random as rand  import os  import csv  import time  import math  import random  def ga(d,n,m,p,Factories,startSeqls):      workingSeq\_GA = copy.deepcopy(startSeqls)        #GA PARAMETERS      population\_Size = 50      generation = 0      generations = 100      bestTTGARet = float("inf")      bestSolution = {}      child1 = {}      child2 = {}      R1 = {}      R2 = {}      L1 = {}      L2 = {}      #Create Population \*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*      population = create\_population(population\_Size, Factories, n)      population\_tt = {}      for pop in range(len(population)):                                      #Calculate TT of each pop          tt = cS.calcTT(d,n,m,p,population[pop])          population\_tt[pop] = tt          #print("population: [", pop, "]", population[pop], "---", tt)      population[19] = workingSeq\_GA        for generation in range(generations):          #generation = generation+1          print("GENERATION: ", generation)          sorted\_data = sorted(population\_tt.items(), key=lambda item: item[1])   #Sort Population (Best to Worst)          #print("Sorted Data Before LS", sorted\_data)          #\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*            #Take the first Individual (BEST) and do local Search\*\*\*\*\*\*\*\*\*          #print("BEST INDIVIDUAL")          first\_key, first\_value = sorted\_data[0]          #print("sorted\_data", first\_key, first\_value )          #print(population[first\_key])          print("IN LOCALSEARCH BEST")          workingSeq\_GA = copy.deepcopy(population[first\_key])          workingSeq\_GARet, bestTTGARet = localSearch(d,n,m,p,Factories, workingSeq\_GA)          population[first\_key] = copy.deepcopy(workingSeq\_GARet)          print("OUT LOCALSEARCH BEST")          #\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*          #Take random Individual and do local Search\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*          #print("RANDOM INDIVIDUAL")          selectPop = rand.randint(1, population\_Size-1)          #print(selectPop)          print("IN LOCALSEARCH INDIVIDUAL")          workingSeq\_GA = copy.deepcopy(population[selectPop])          workingSeq\_GAInv, bestTTGAInv = localSearch(d,n,m,p,Factories, workingSeq\_GA)          population[selectPop] = copy.deepcopy(workingSeq\_GAInv)          #print("Individual:", population[selectPop], bestTTGAInv)          print("OUT LOCALSEARCH Individual")          #\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*            #Sort population after Local Search \*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*          for pop in range(len(population)):              tt = cS.calcTT(d,n,m,p,population[pop])              population\_tt[pop] = tt              #print("population: [", pop, "]", population[pop], "---", tt)          sorted\_data = sorted(population\_tt.items(), key=lambda item: item[1])          #print("Sorted Data After LS", sorted\_data)          #\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*      #Crossover \*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*\*            # Select Parent 1 the best Individual          first\_key, first\_value = sorted\_data[0]          #print("sorted\_data", first\_key, first\_value )          parent1 = copy.deepcopy(population[first\_key])          # Select Parent 2 random Individual          selectPop = rand.randint(1, population\_Size-1)          #print(selectPop)          parent2 = copy.deepcopy(population[selectPop])          #print()          #print("PARENT 1 =", len(parent1), parent1,  "PARENT 2 =", len(parent2), parent2)          print("crossover START")          if len(parent1) == len(parent2):              for facts in range(len(parent1)):                  #if len(parent1[facts]) >= 3:                      #print(parent1[facts])                  cutPosition = int(len(parent1[facts])/2)                      #print ("cutPoint",cutPosition)                  R1[facts] = parent1[facts][:cutPosition]                  L1[facts] = parent1[facts][cutPosition:]                      #print(parent2[facts])                  cutPosition = int(len(parent2[facts])/2)                      #print ("cutPoint",cutPosition)                  R2[facts] = parent2[facts][:cutPosition]                  L2[facts] = parent2[facts][cutPosition:]              #print("R1", R1)              child1 = R1              #print("L1", L1)              #print("R2", R2)              child2 = R2              #print("L2", L2)          if len(L1) > 0:              for ins in range(len(L1)):                  for insItem in range(len(L1[ins])):                      check1 = {}                      fullCheck = {}                      #print("item", L1[ins][insItem])                      bestTTfact = float("inf")                      for fact in range(len(child1)):                          jobstoCH = len(child1[fact])                            for g in range(0, jobstoCH+1):                              check1 = copy.deepcopy(child1)                              tmp\_seqlsGA = utils.insertion(child1[fact], g, L1[ins][insItem])                              check1[fact] = copy.deepcopy(tmp\_seqlsGA)                              #print(check1[fact], tmp\_seqlsGA)                              timiTTfact = cS.calcTT(d,n,m,p,check1)                              #print(check1, timiTTfact)                              if(timiTTfact<bestTTfact):                                  bestTTfact = timiTTfact                                  fullCheck = copy.deepcopy(check1)                                  #print("FULLOLLL",fullCheck)                      child1 = copy.deepcopy(fullCheck)                  population[-1] = child1                      #print()                      #print("child1", cS.calcTT(d,n,m,p,child1))                      #child1[fact] = bestSequence              #print("child1:",child1)          if len(L2) > 0:              for ins in range(len(L2)):                  for insItem in range(len(L2[ins])):                      check1 = {}                      fullCheck = {}                      #print("item", L2[ins][insItem])                      bestTTfact = float("inf")                      for fact in range(len(child2)):                          jobstoCH = len(child2[fact])                            for g in range(0, jobstoCH+1):                              check2 = copy.deepcopy(child2)                              tmp\_seqlsGA = utils.insertion(child2[fact], g, L2[ins][insItem])                              check2[fact] = copy.deepcopy(tmp\_seqlsGA)                              #print(check1[fact], tmp\_seqlsGA)                              timiTTfact = cS.calcTT(d,n,m,p,check2)                              #print(check2, timiTTfact)                              if(timiTTfact<bestTTfact):                                  bestTTfact = timiTTfact                                  fullCheck = copy.deepcopy(check2)                                  #print("FULLOLLL",fullCheck)                      child2 = copy.deepcopy(fullCheck)                  population[-2] = child2              #print("child2:",child2)          print("crossover END")                      #print()                      #print("child2", cS.calcTT(d,n,m,p,child2))                      #child1[fact] = bestSequence          #print("child1", cS.calcTT(d,n,m,p,child1))          #print("child2", cS.calcTT(d,n,m,p,child1))            # Return the best Solution      first\_key, first\_value = sorted\_data[0]      workingSeq\_GARet = copy.deepcopy(population[first\_key])      bestTTGARet = cS.calcTT(d,n,m,p, workingSeq\_GARet)      return workingSeq\_GARet, bestTTGARet  #######################################################################################################################################################    def create\_population(pop\_size, num\_factories, num\_jobs):      return [create\_random\_individual(num\_factories, num\_jobs) for \_ in range(pop\_size)]  def create\_random\_individual(num\_factories, num\_jobs):      jobs = list(range(num\_jobs))  # Jobs ξεκινούν από το 0      random.shuffle(jobs)      factories = {i: [] for i in range(num\_factories)}      for i, job in enumerate(jobs):          factory\_key = i % num\_factories          factories[factory\_key].append(job)      return factories  def localSearch(d,n,m,p,Factories, workingSeq\_GA):        bestSequenseLS = copy.deepcopy(workingSeq\_GA)      ttBestLS = cS.calcTT(d,n,m,p,workingSeq\_GA)      for rounds in range(100):          print("LS ROUND:", rounds)          flag = True          for factory in range(Factories):              #print()              #print("factory->", factory, "round", rounds, "SEQUENCE",workingSeq\_GA)              workingSeq\_GA = ls\_ij.insertion\_Job\_OneFact(d,n,m,p,workingSeq\_GA,factory)          count = 0          while flag:              count = count+1              workingSeq\_GA\_check = copy.deepcopy(workingSeq\_GA)              bestW, workingSeq\_GA = ls\_mv.ls\_move\_job(d,n,m,p,Factories,workingSeq\_GA)              bestW, workingSeq\_GA = ls\_xc.ls\_exchange\_job(d,n,m,p,Factories,workingSeq\_GA)              ttMid = cS.calcTT(d,n,m,p,workingSeq\_GA)              #print("sequense Middle", workingSeq\_GA, ttMid)              for factory in range(Factories):                  if (workingSeq\_GA\_check[factory] == workingSeq\_GA[factory]) or count > 20:                      #print ("same")                      flag = False                  else:                      workingSeq\_GA = ls\_ij.insertion\_Job\_OneFact(d,n,m,p,workingSeq\_GA,factory)                      print ("not same")            bestTTGA = cS.calcTT(d,n,m,p,workingSeq\_GA)          #print("sequense After", workingSeq\_GA, bestTTGA)          if(bestTTGA < ttBestLS):              bestSolution = copy.deepcopy(workingSeq\_GA)              workingSeq\_GARet = copy.deepcopy(workingSeq\_GA)              ttBestOveraAll = bestTTGA              bestTTGARet = bestTTGA              bestSequenseOverAll = copy.deepcopy(workingSeq\_GA)              ttBestOveraAll = cS.calcTT(d,n,m,p,workingSeq\_GA)                #print("\*\*\*")              #print("FIND NEW BEST OVER ALL:",bestSequenseOverAll, "--", ttBestOveraAll)          else:              bestSolution = copy.deepcopy(bestSequenseLS)              bestTTGARet = ttBestLS        return bestSolution, bestTTGARet |

Code 17 Genetic Algorithm with Local Search