



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΤΩΝ ΚΑΤΕΡΓΑΣΙΩΝ

ΔΥΝΑΜΙΚΗ ΑΝΑΘΕΣΗ ΚΑΘΗΚΟΝΤΩΝ ΚΑΤΑ ΤΗ
ΣΥΝΕΡΓΑΣΙΑ ΑΝΘΡΩΠΟΥ ΡΟΜΠΟΤ

Διπλωματική Εργασία του

Λίτσα Παναγιώτη

Επιβλέπων Καθηγητής: Μπενάρδος Πανώριος

ΑΘΗΝΑ 2021



**ΔΥΝΑΜΙΚΗ ΑΝΑΘΕΣΗ ΚΑΘΗΚΟΝΤΩΝ ΚΑΤΑ ΤΗ
ΣΥΝΕΡΓΑΣΙΑ ΑΝΘΡΩΠΟΥ ΡΟΜΠΟΤ**

Ευχαριστίες

Η ολοκλήρωση της διπλωματικής διατριβής αποτελεί το τελευταίο κεφάλαιο σε αυτό το πολύχρονο και πολύχρωμο φοιτητικό ταξίδι. Αναπολώντας σκηνές από τις σελίδες αυτού του προσωπικού βιβλίου, το πρώτο πράγμα το οποίο εμφανίζεται στο μυαλό μου, είναι τα πρόσωπα των ατόμων τα οποία με συνοδεύσαν και με υποστηρίζαν αυτά τα χρόνια.

Οφείλω να ευχαριστήσω το Δρ. Μπενάρδο Πανώριο, Επίκουρο Καθηγητή του τμήματος των Μηχανολόγων Μηχανικών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου, για την ανάθεση, τη συνεργασία και την επίβλεψη της διπλωματικής εργασίας, αλλά και για τη βοήθεια του σε θέματα έξω από τους τοίχους της σχολής.

Οι ευχαριστίες μου προεκτείνονται στο σύνολο του εκπαιδευτικού και εργαστηριακού προσωπικού του τμήματος των Μηχανολόγων Μηχανικών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Αν και τα ονόματα τους δε χωράνε σε μια παράγραφο, δε ξεχνάω τους φίλους και τους συμφοιτητές που μου σταθήκαν και με βοήθησαν επανειλημμένα.

Ένα προσωπικό ευχαριστώ στην κοπέλα μου η οποία αποτέλεσε το συναισθηματικό μου στήριγμα σε αυτό το ταξίδι.

Τέλος, Χάρη, μπαμπά, μαμά, ευχαριστώ για την ανιδιοτελή προσφορά, υποστήριξη και αγάπη σας.

Περίληψη

Ο τίτλος της διατριβής είναι Δυναμική Ανάθεση Καθηκόντων κατά τη Συνεργασία Ανθρώπου Ρομπότ. Στο μοντέρνο βιομηχανικό κόσμο, η ανάθεση εργασιών σε περιβάλλοντα ανθρώπου-ρομπότ είναι σχεδόν πάντα στατική, οδηγώντας σε ανεκμετάλλευτη χρήση χρόνου. Ωστόσο, η ακόλουθη έρευνα παρέχει την εναλλακτική λύση της δυναμικής ανάθεσης εργασιών με σκοπό την αύξηση της παραγωγικότητας και της αποτελεσματικότητας, λαμβάνοντας υπόψη τα βασικά επίπεδα επικοινωνίας και ασφάλειας. Πιο συγκεκριμένα, η διατριβή περιλαμβάνει την υλοποίηση AND/OR Γραφημάτων ως εποπτικό και ελεγκτικό όργανο των καθηκόντων που πρέπει να εκτελεστούν προς υλοποίηση και ολοκλήρωση της συνεργασίας. Επιπλέον, αναπτύχθηκε ένα Δέντρο Αποφάσεων/Ταξινόμησης για τη διάκριση των κατηγοριών των καθηκόντων, ως προς το ποιο μέρος του διαθέσιμου δυναμικού μπορεί να τα ολοκληρώσει και το επίπεδο συνεργασίας που απαιτείται για την ολοκλήρωσή τους. Παράλληλα, αναπτύχθηκε ένα Κρυφό Μοντέλο Markov για την πρόβλεψη της χρονικής απόκλισης μεταξύ της ονομαστικής και της πραγματικής χρονικής ολοκλήρωσης κάθε καθήκοντος που εκτελείται από τον άνθρωπο. Στη συνέχεια, τα δεδομένα τα οποία συλλέγονται από κάθε μοντέλο εισάγονται ως είσοδοι σε έναν Γενετικό Αλγόριθμο, ο οποίος κατανέμει κάθε εργασία δυναμικά λαμβάνοντας υπόψη μια πληθώρα κριτηρίων όπως ο συγχρονισμός εργασιών, η διαχείριση του φόρτου, η αποτελεσματικότητα και η αποδοτικότητα. Τέλος, η προτεινόμενη μέθοδος εφαρμόζεται στη συναρμολόγηση μιας φυγοκεντρικής αντλίας, ενώ η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων μέσω των σχετικών κριτηρίων, διακρίνει τη μέθοδο ως ιδιαίτερα αποτελεσματική, αποδοτική και ικανή να προσαρμοστεί σε οποιοδήποτε πρόβλημα συναρμολόγησης κατά τη συνεργασία ανθρώπου ρομπότ.

Abstract

The title of the thesis is Dynamic Task Assignment during Human Robot Collaboration. In present day industrial world, task assignment in human-robot working environments is almost always static, leading into untapped usage of time. However, the following research provides the alternative of dynamic task assignment with the intention of increasing productivity and effectiveness, by taking in mind the essential levels of communication and safety. More specifically, the thesis entails the implementation of AND/OR Graphs as a supervising and control instrument. Furthermore, a Decision/Classification Tree is included for the distinction of the classes of tasks, as to who can complete them and the level of collaboration that is needed to complete them. In parallel, a Hidden Markov Model was formed to predict time deviation between the nominal and the actual time completion of each task. In continuation, the data collected from each computational contraption is inserted as input into a Genetic Algorithm that allocates each task dynamically by taking account of a plethora of criteria like task synchronization, load management, efficiency and effectiveness. Finally, the proposed method is applied in the assembly of a centrifugal pump, while the evaluation of its results according to the relative criteria, distinguishes the method considerably efficient, effective and capable to adapt in any kind of assembly problem during human robot collaboration.

Περιεχόμενα

| | |
|--|----|
| 1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ | 16 |
| 2. ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ ΤΗΣ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ | 17 |
| 2.1. Τα Αυτόματα της Αρχαιότητας..... | 17 |
| 2.2. Τα Αυτόματα του Μεσαίωνα και της Αναγέννησης..... | 18 |
| 2.3. Από τα Αυτόματα στα Ρομπότ..... | 19 |
| 2.4. Ρομπότ στη σύγχρονη εποχή..... | 20 |
| 3. ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗ | 22 |
| 3.1. Συνεργασία ανθρώπου-ρομπότ στη βιομηχανία..... | 24 |
| 3.2. Παραδείγματα συνεργασίας ανθρώπου-ρομπότ στη βιομηχανία..... | 26 |
| 3.3. Ασφάλεια κατά τη συνεργασία ανθρώπου-ρομπότ στη βιομηχανία..... | 30 |
| 4. ΣΤΟΧΟΣ ΤΗΣ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ | 33 |
| 5. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΚΑΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΚΑΘΗΚΟΝΤΩΝ | 35 |
| 5.1. AND/OR Γραφήματα..... | 35 |
| 5.2. Διαδικασία ανάθεσης καθηκόντων..... | 38 |
| 5.2.1. Προσδιορισμός καθηκόντων και σχετικής ακολουθίας καθηκόντων..... | 40 |
| 5.2.2. Ορισμός δεικτών καθηκόντων..... | 41 |
| 5.2.3. Ταξινόμηση Καθηκόντων..... | 44 |
| 5.2.3.1. Δένδρα Αποφάσεων..... | 47 |
| 5.2.3.2. Νευρωνικά Δίκτυα..... | 49 |
| 5.2.3.3. Μπαϋεσιανά Δίκτυα..... | 51 |
| 5.2.3.4. Επιλογή Ταξινομητή..... | 53 |
| 5.2.3.5. Αξιολόγηση Επιλεγμένου Ταξινομητή..... | 54 |
| 6. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΣΥΜΠΕΡΙΦΟΡΑΣ ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΥ ΠΑΡΑΓΟΝΤΑ | 58 |
| 6.1. Επίδραση της φυσιολογίας και της διάθεσης του εργαζομένου στην απόδοση του..... | 59 |
| 6.2. Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα..... | 61 |
| 6.3. Δομή Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων..... | 62 |
| 6.4. Παράδειγμα Κρυφού Μαρκοβιανού Μοντέλου..... | 65 |
| 6.5. Βασικές Λειτουργίες Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων..... | 71 |
| 6.5.1. Λειτουργία 1 – Πιθανότητα..... | 71 |
| 6.5.2. Λειτουργία 2 – Αποκωδικοποίηση..... | 74 |
| 6.5.3. Λειτουργία 3 – Εκπαίδευση..... | 76 |

| | |
|---|------------|
| 7. ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΔΥΝΑΜΙΚΗΣ ΑΝΑΘΕΣΗΣ ΚΑΘΗΚΟΝΤΩΝ | 82 |
| 7.1. Γενετικοί Αλγόριθμοι | 82 |
| 7.2. Δομή Γενετικών Αλγόριθμων | 85 |
| 7.3. Λειτουργίες Γενετικών Αλγόριθμων | 87 |
| 7.3.1. Αντικειμενική Συνάρτηση και Κωδικοποίηση | 87 |
| 7.3.2. Γενετικές Λειτουργίες | 88 |
| 7.3.2.1. Αρχικοποίηση | 89 |
| 7.3.2.2. Αποκωδικοποίηση | 89 |
| 7.3.2.3. Αξιολόγηση Καταλληλότητας | 90 |
| 7.3.2.4. Αναπαραγωγή | 90 |
| 7.3.2.4.1. Επιλογή | 91 |
| 7.3.2.4.2. Διασταύρωση | 91 |
| 7.3.2.4.3. Μετάλλαξη | 93 |
| 7.4. Σχεδιασμός Γενετικού Αλγόριθμου | 93 |
| 8. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ | 97 |
| 8.1. Σενάριο Εφαρμογής | 97 |
| 8.2. AND/OR Γράφημα | 101 |
| 8.3. Προσδιορισμός καθηκόντων και σχετικής ακολουθίας καθηκόντων | 108 |
| 8.4. Δείκτες Καθηκόντων | 109 |
| 8.5. Δημιουργία Δένδρου Ταξινόμησης | 111 |
| 8.6. Δημιουργία Κρυφού Μοντέλου Markov | 117 |
| 8.6.1. Αλγόριθμος Αρχικής Προσέγγισης ΠΜΚ και ΠΠ | 118 |
| 8.6.2. Αλγόριθμος Προσδιορισμού ΠΜΚ και ΠΠ | 122 |
| 8.6.3. Αλγόριθμος Πρόβλεψης Χρονικής Απόκλισης για βήμα $w+1$ | 127 |
| 8.6.4. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων | 128 |
| 8.6.4.1. Κλάδος Προεργασίας Γενετικού Αλγορίθμου | 132 |
| 8.6.4.2. Κλάδος Γενετικού Αλγορίθμου Ανάθεσης Καθηκόντων στο Ρομπότ | 140 |
| 8.6.4.3. Αντικειμενική Συνάρτηση Ανάθεσης Καθηκόντων στο Ρομπότ | 144 |
| 8.6.4.4. Κλάδος Γενετικού Αλγορίθμου Ανάθεσης Καθηκόντων στον Άνθρωπο | 145 |
| 8.6.4.5. Αντικειμενική Συνάρτηση Ανάθεσης Καθηκόντων στον Άνθρωπο | 148 |
| 8.6.4.6. Κλάδος Ανάλυσης Προτεινόμενης Λύσης | 149 |
| 8.6.4.6.1. Ανάλυση Λύσης για Εκτέλεση από το Ρομπότ | 150 |
| 8.6.4.6.2. Ανάλυση Λύσης για Εκτέλεση από τον Άνθρωπο | 153 |
| 8.6.4.6.3. Στάδιο Προετοιμασίας για την Εύρεση του Επόμενου προς Εκτέλεση Καθήκον.. | 155 |

| | |
|--|-----|
| 8.6.4.6.4. Περίπτωση Αδυναμίας Εύρεσης Λύσης | 156 |
| 9. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ | 159 |
| 9.1. Αποτελέσματα Δένδρου Αποφάσεων | 159 |
| 9.2. Αποτελέσματα Κρυφού Μοντέλο Μαρκόφ..... | 170 |
| 9.3. Αποτελέσματα Γενετικού Αλγορίθμου | 175 |
| 10. ΒΕΛΤΙΩΣΕΙΣ ΣΤΗΝ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΚΑΙ ΠΙΘΑΝΕΣ ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ | 185 |
| 10.1. Συνυπολογισμός του χρόνου εκτέλεσης του γενετικού αλγορίθμου | 185 |
| 10.2. Επεκτάσεις Κρυφού Μοντέλου Μαρκόφ | 186 |
| 10.3. Συνδυασμός AND/OR Γραφήματος και Δικτύων Petri | 187 |
| 10.4 Επεκτάσεις Γενετικού Αλγορίθμου και Αντικειμενικής Συνάρτησης..... | 189 |
| ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ..... | 191 |
| ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α | 201 |
| ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β | 212 |
| ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Γ..... | 215 |

Κατάλογος Εικόνων

| | |
|---|-----|
| Εικόνα 1. Ρομπότ LBR IIWA από το site της εταιρίας KUKA | 26 |
| Εικόνα 2. Ο εργαζόμενος τοποθετεί το κομμάτι εργασίας στη λαβή ρομπότ LBR IIWA | 27 |
| Εικόνα 3. Το ρομπότ LBR IIWA μετακινεί το κομμάτι εργασίας προς το ακροφύσιο, από το οποίο θα εξαχθεί η κολλητική ουσία..... | 27 |
| Εικόνα 4. Το ρομπότ LBR IIWA εκτελεί την προκαθορισμένη διαδρομή και εφαρμόζεται αποτελεσματικά η κολλητική ουσία..... | 28 |
| Εικόνα 5. Το ρομπότ LBR IIWA επιστρέφει στο σημείο εκκίνησης και ο εργαζόμενος αφαιρεί το κομμάτι εργασίας | 28 |
| Εικόνα 6. Ο εργαζόμενος και το ρομπότ εργάζονται παράλληλα χωρίς να απαιτούνται περειαίρω φυσικοί περιορισμοί και ασφαλιστικά μέτρα | 29 |
| Εικόνα 7. Προσαρμογή και ρύθμιση του οχήματος και του συστήματος..... | 29 |
| Εικόνα 8. Ο εργαζόμενος εισάγει το όχημα στο αντίστοιχο χώρο εργασίας..... | 29 |
| Εικόνα 9. Προσαρμογή και ρύθμιση του οχήματος και του συστήματος | 29 |
| Εικόνα 10. Λογικό διάγραμμα επαναληπτικής διαδικασίας ανάλυσης κινδύνου | 31 |
| Εικόνα 11. AND/OR γράφημα για μια μηχανική συναρμολόγηση Σ με σύνθεση ΑΒΓΔ | 36 |
| Εικόνα 12. Προτεινόμενη μέθοδος της ανάθεσης καθηκόντων | 39 |
| Εικόνα 13. Παράδειγμα HMM πρόβλεψης καιρού | 66 |
| Εικόνα 14. Παράδειγμα 16 διαδοχικών ημερών ως προς τις καταστάσεις του καιρού | 67 |
| Εικόνα 15. Παράδειγμα 15 διαδοχικών ημερών ως προς τις καταστάσεις του καιρού και το πλήθος των ποτηριών νερού που καταναλώθηκε κάθε μέρα..... | 68 |
| Εικόνα 16. Παράδειγμα HMM πρόβλεψης καιρού με πραγματικές τιμές στους ΠΜΚ και ΠΠ..... | 70 |
| Εικόνα 17. Διάγραμμα ροής δυναμικής κατανομής καθηκόντων | 94 |
| Εικόνα 18. Φυγοκεντρική αντλία | 98 |
| Εικόνα 19. Φυγοκεντρική αντλία – Κάτοψη | 100 |
| Εικόνα 20. AND/OR Γράφημα – Επίπεδο Εργασίας 1 | 104 |
| Εικόνα 21. AND/OR Γράφημα – Επίπεδο Εργασίας 2 (1/6)..... | 105 |
| Εικόνα 22. AND/OR Γράφημα – Επίπεδο Εργασίας 2 (2/6)..... | 105 |
| Εικόνα 23. AND/OR Γράφημα – Επίπεδο Εργασίας 2 (3/6)..... | 106 |
| Εικόνα 24. AND/OR Γράφημα – Επίπεδο Εργασίας 2 (4/6)..... | 106 |
| Εικόνα 25. AND/OR Γράφημα – Επίπεδο Εργασίας 2 (5/6)..... | 107 |
| Εικόνα 26. AND/OR Γράφημα – Επίπεδο Εργασίας 2 (6/6)..... | 107 |
| Εικόνα 27. Σύνθεση AND/OR Γραφήματος – Επίπεδο Εργασίας 2 | 107 |
| Εικόνα 28. Αλγόριθμος Σχηματισμού Δένδρου Αποφάσεων (1/9) | 112 |

Κατάλογος Πινάκων

| | |
|---|--|
| Πίνακας 1. Παράδειγμα ανάθεσης στοιχείων ταυτοποίησης σε κάθε μεμονωμένο καθήκον | 42 |
| Πίνακας 2. Το σύνολο των δεικτών και το σύνολο των πιθανών τιμών των δεικτών των καθηκόντων που επιλέγονται | Error! Bookmark not defined. 44 |
| Πίνακας 3. Προσδιορισμός των τιμών των δεικτών των καθηκόντων του παραδείγματος του Πίνακα 1 | Error! Bookmark not defined. 44 |
| Πίνακας 4. Επιλεγμένα TDS, VS και TeDS για το παράδειγμα του Πίνακα 1 .. | Error! Bookmark not defined. 47 |
| Πίνακας 5. Γενική μορφή Πίνακα Σύγχυσης..... | 56 |
| Πίνακας 6. Κατάλογος Εξαρτημάτων - BM..... | Error! Bookmark not defined. 98 |
| Πίνακας 7. Κατάλογος Διαδικασιών - BT..... | Error! Bookmark not defined. 99 |
| Πίνακας 8. Κατανομή Εξαρτημάτων στα 2 Επίπεδα Εργασίας..... | 102 |
| Πίνακας 9. Κατανομή Καθηκόντων στα 2 Επίπεδα Εργασίας..... | 103 |
| Πίνακας 10. Αποτέλεσμα προσδιορισμού καθηκόντων και σχετικής ακολουθίας καθηκόντων | 109 |
| Πίνακας 11. Αποτέλεσμα εξαλγεβρισμού δεικτών καθηκόντων..... | 111 |
| Πίνακας 12. Βάσεις Δεδομένων Εκπαίδευσης και Ελέγχου | 160 |
| Πίνακας 13. Πίνακας GI για πρώτο επίπεδο διάσπασης | 161 |
| Πίνακας 14. Πίνακας GI για δεύτερο επίπεδο διάσπασης κλάδου Dimensions < 0.75..... | 162 |
| Πίνακας 15. Πίνακας GI για δεύτερο επίπεδο διάσπασης κλάδου Dimensions ≥ 0.75..... | 163 |
| Πίνακας 16. Πίνακας GI για τρίτο επίπεδο διάσπασης κλάδου Tools < 0.75 | 164 |
| Πίνακας 17. Πίνακας Δεδομένων Εκπαίδευσης Διαδρομής Dimensions < 0.75 → Tools < 0.5 → Accuracy < 0.75 | 165 |
| Πίνακας 18. Πίνακας Δεδομένων Εκπαίδευσης Διαδρομής Dimensions < 0.75 → Tools < 0.5 → Accuracy ≥ 0.75 | 166 |
| Πίνακας 19. Πίνακας Δεδομένων Εκπαίδευσης Διαδρομής Dimensions < 0.75 → Tools ≥ 0.5 | 166 |
| Πίνακας 20. Πίνακας Δεδομένων Εκπαίδευσης Διαδρομής Dimensions ≥ 0.75 → Safety < 0.5 | 166 |
| Πίνακας 21. Πίνακας Δεδομένων Εκπαίδευσης Διαδρομής Dimensions ≥ 0.75 → Safety ≥ 0.5 | 166 |
| Πίνακας 22. Πίνακας Δεδομένων Εκπαίδευσης Διαδρομής Dimensions < 0.75 → Tools < 0.5 → Accuracy < 0.75 | 167 |
| Πίνακας 23. Πίνακας Δεδομένων Εκπαίδευσης Διαδρομής Dimensions < 0.75 → Tools < 0.5 → Accuracy ≥ 0.75 | 167 |
| Πίνακας 24. Πίνακας Δεδομένων Εκπαίδευσης Διαδρομής Dimensions < 0.75 → Tools ≥ 0.5 | 167 |
| Πίνακας 25. Πίνακας Δεδομένων Ελέγχου Διαδρομής Dimensions ≥ 0.75 → Safety < 0.5 | 167 |
| Πίνακας 26. Πίνακας Δεδομένων Ελέγχου Διαδρομής Dimensions ≥ 0.75 → Safety ≥ 0.5 | 167 |

| | |
|---|-----|
| Πίνακας 27. Πίνακας Δεδομένων για Πίνακα Σύγχυσης | 168 |
| Πίνακας 28. Πίνακας Σύγχυσης Κλάσης 1..... | 168 |
| Πίνακας 29. Πίνακας Σύγχυσης Κλάσης 2..... | 168 |
| Πίνακας 30. Πίνακας Σύγχυσης Κλάσης 3..... | 168 |
| Πίνακας 31. Πίνακας Σύγχυσης Κλάσης 4..... | 168 |
| Πίνακας 32. Αρχική Προσέγγιση ΠΜΚ..... | 171 |
| Πίνακας 33. Αρχική Προσέγγιση ΠΠ | 172 |
| Πίνακας 34. Πιθανά Σενάρια Λειτουργίας HMM μέχρι το βήμα 8 | 173 |
| Πίνακας 35. Σενάριο 1..... | 176 |
| Πίνακας 36. Σενάριο 2..... | 177 |
| Πίνακας 37. Σενάριο 3..... | 177 |
| Πίνακας 38. Σενάριο 4..... | 178 |
| Πίνακας 39. Σενάριο 5..... | 179 |
| Πίνακας 40. Σενάριο 6..... | 180 |
| Πίνακας 41. Σενάριο 7..... | 180 |
| Πίνακας 42. Σενάριο 8..... | 181 |
| Πίνακας 43. Σενάριο 9..... | 182 |
| Πίνακας 44. Πίνακας μη κατανεμημένων δεδομένων DT/CT | 212 |
| Πίνακας 45. Πίνακας επιλεγμένα κατανεμημένων δεδομένων για εκπαίδευση και έλεγχο του DT/ CT | 213 |
| Πίνακας 46. Πίνακας Αποτελεσμάτων DT/CT | 213 |
| Πίνακας 47. Πίνακας Initialization Data του HMM..... | 213 |
| Πίνακας 48. Πίνακας Αρχικής Προσέγγισης Πιθανοτήτων Μετάβασης Κατάστασης..... | 214 |
| Πίνακας 49. Πίνακας Αρχικής Προσέγγισης Πιθανοτήτων Παρατηρήσεων | 214 |
| Πίνακας 50. Πίνακας Ονομάτων-Συμβόλων Καθηκόντων | 214 |
| Πίνακας 51. Χρόνοι Εργασίας Ανθρώπου και Ρομπότ | 214 |
| Πίνακας 52. Πίνακας Χρόνου αντιπροσωπευτικού των Παρατηρήσεων του HMM | 214 |



Συντομεύσεις

ETK: Εργαστήριο Τεχνολογίας των Κατεργασιών

HRC: Human Robot Collaboration

VR: Virtual Reality

GA: Genetic Algorithms

HMM: Hidden Markov Models

DT: Decision Trees

TM: Turing Machine

TT: Turing Test

HA: Hydraulic Actuators

HVAC: Heating, Ventilation and Air Conditioning

pHRI: physical Human-Robot-Interaction

cHRI: cognitive Human-Robot Interaction

GPS: Global Positioning System

VOME: Vehicle Operation Manufacturing Engineering

HRI: Human Robot Interaction

PFL: Power and Force Limitations

TA: Task Assignment

DM: Data Mining

SV: Supervised Learning

UV: Unsupervised Learning

TDS: Training Data Set

CT: Confusion Table

VS: Validation Set

TeDS: Testing Data Set

DO: Data Overfitting

IG: Information Gain

GR: Gain Ratio

ID3: Iterative Dichotomizer 3

CART: Classification And Regression Trees

GI: Gini Impurity

TC: Towing Criterion

CSC: Cost Sensitive Classification

NN: Neural Networks

AI: Artificial Intelligence

AF: Activation Function

FFN: Feed Forward Network

RN: Recurrent Network

MLP: Multilayer Perceptrons

IL: Input Layer

HL: Hidden Layer

OL: Output Layer

BPE: Backward Propagation of Error η Backpropagation

BN: Bayesian Network

NBC: Naïve Bayes Classifier

DAG: Directed Acyclic Graph

CI: Conditional Independence

CPT: Conditional Probability Table

CVS: Cross Validation Set

ML: Machine Learning

AΘ: Αληθής Θετική

AA: Αληθής Αρνητική

ΨΘ: Ψευδώς Θετική

ΨΑ: Ψευδώς Αρνητική

ETI: Error Type I

ETII: Error Type II

ΘΠΑ: Θετική Προγνωστική Αξία

ANN: Artificial Neural Networks

BM: Boltzmann Machines

CAT: Cognitive Appraisal Theory

MM: Markov Model

MA: Markov Assumption

MC: Markov Chain

OI: Output Independence

BIC: Bayesian Information Criterion

CV: Cross Validation

ΠΜΚ: Πιθανότητες Μετάβασης Κατάστασης (ή πιο συγκεκριμένα Πίνακας Πιθανοτήτων Μετάβασης Κατάστασης)

ΠΠ: Πιθανότητες Παρατηρήσεων (ή πιο συγκεκριμένα Πίνακας Πιθανοτήτων Εκπομπής των Παρατηρήσεων)



ΠΑΚ: Πιθανότητα Αρχικής Κατάστασης

FA: Forward Algorithm

FS: Forward Stage

FV: Forward Variable

VA: Viterbi Algorithm

MEDA: Minimum Edit Distance Algorithm

VV: Viterbi Variable

VB: Viterbi Backtrace

TA: Training Algorithm

FBA: Forward-Backward Algorithm

BS: Backward Stage

BV: Backward Variable

EP: Evolutionary Programming

CI: Computational Intelligence

ES: Evolution of Species

PP: Parallel Programming

PM: Parallel Machines

GF: Genetic Functions

SA: Suitability Assessment


CP: Crossover Probability

MP: Mutation Probability

TC: Termination Criterion

BoM: Bill of Materials

BT: Bill of Tasks



NIND: Number of Individuals “per Subpopulation”

GENGAP: Generational Gap

NVAR: Number of Variables

BRP: Binary Representation Precision

CR: Crossover Rate

MR: Mutation Rate

OF: Objective Function

WCT: Weight of Completed Tasks

CP: Contributors of Priority

CCOP1: Contributor of Cooperation 1

CSW: Contributor of Suitability of Workforce

CCOP2: Contributor of Cooperation 2

CD: Contributor of Division

OFR: Objective Function of Robot

OFH: Objective Function of Human

SCJ: STÄUBLI Combined Joint

ESD: Electro-Static Discharge

PM: Petri Models

WM: Weight of Multiplicity

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Το Εργαστήριο Τεχνολογίας των Κατεργασιών (ETK) έχει αναπτύξει έντονη ερευνητική δραστηριότητα σχετικά με τη συνεργατική λειτουργία ανθρώπου-ρομπότ (Human Robot Collaboration - HRC). Έμφαση έχει δοθεί στην ανάπτυξη και χρήση περιβαλλόντων εικονικής πραγματικότητας (Virtual Reality – VR) για τον προγραμματισμό εργασιών, την ανάπτυξη αλγόριθμων για την αποφυγή ατυχημάτων και την εκπαίδευση προσωπικού για την ομαλή διεκπεραίωση καθηκόντων κατά τη συνεργασία.

Πολύ σημαντικό τμήμα της συνεργασίας ανθρώπου-ρομπότ αποτελεί όμως ο τρόπος και ο χρόνος ανάθεσης των καθηκόντων στον καθένα. Συνήθης πρακτική αποτελεί η ανάθεση να γίνεται στατικά, πριν από την έναρξη της συνεργατικής λειτουργίας και χωρίς να λαμβάνονται υπόψη παράγοντες που μεταβάλλονται δυναμικά, δηλ. σε πραγματικό χρόνο (π.χ. εκμάθηση της εργασίας από τον άνθρωπο, κόπωση, πιθανότητα βλάβης, στοχαστικότητα/αβεβαιότητα κλπ.). Η παρούσα εργασία θα στοχεύσει στην μελέτη αυτού του προβλήματος, χρησιμοποιώντας εξελικτικές τεχνικές, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι (Genetic Algorithms – GA).

Στο πλαίσιο της εργασίας θα επιλεγεί ως περίπτωση εφαρμογής διαδικασία συναρμολόγησης για την οποία το φασεολόγιο είναι, καταρχάς, γνωστό. Με αυτό ως αναφορά, θα δημιουργηθούν και θα εξεταστούν τρόποι αναπαράστασης της δομής του προβλήματος με γραφικές μεθόδους (AND/OR Graphs), μοντελοποίησης της μεταβλητότητας των συνθηκών υπό των οποίων πραγματοποιείται η συνεργασία, όπως η εκτίμηση της μεταβλητότητας της απόδοσης του ανθρώπου μέσω μοντέλων Markov (Hidden Markov Models - HMM), κατηγοριοποίησης με τη χρήση δένδρων αποφάσεων (Decision Trees – DT) και ανάθεσης των καθηκόντων, έτσι ώστε να εξασφαλίζεται η συνέχιση της διαδικασίας ή/και να βελτιστοποιείται κάποιο(α) κριτήριο(α) απόδοσης (π.χ. χρόνος ολοκλήρωσης, κόστος κλπ.). Τέλος, τα αποτελέσματα των υποθέσεων και των τεχνικών που θα χρησιμοποιηθούν, θα επισκοπηθούν και θα αξιολογηθούν μέσω κριτηρίων σχετικά με την αποτελεσματικότητα και αποδοτικότητα, ενώ η ίδια η μέθοδος θα αξιολογηθεί ως προς την ευελιξία της και την ικανότητα της να προσαρμοστεί σε προβλήματα παρόμοιας φύσης.

2. ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ ΤΗΣ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ

Οι “μηχανές”¹ έχουν κάνει την εμφάνιση τους από τους πρώτους ιστορικούς χρόνους της ανθρωπότητας. Αναφορές σε αυτόματες μηχανές που είχαν κατασκευαστεί για να εκτελούν κάποιες συγκεκριμένες διεργασίες υπάρχουν σε μύθους και θρύλους της Αρχαίας Ελλάδας. Στα Ομηρικά έπη γίνεται η πρώτη αναφορά του όρου “Αυτόματα”², ο οποίος περιγράφει τις μηχανές που κινούνται από μόνες τους, με χρήση κάποιας εσωτερικής ενέργειας, όπως τα ζώα και ο άνθρωπος [1]. Είναι γεγονός λοιπόν, πως η ιδέα μίας αυτόματης μηχανής, η οποία θα αναλάμβανε να φέρει εις πέρας κάποιες εργασίες υπήρχε ήδη από την Προϊστορία.

2.1. Τα Αυτόματα της Αρχαιότητας

Σε πολλούς μύθους και θρύλους υπάρχουν αναφορές σε συγκεκριμένες μηχανές που είχαν δημιουργηθεί από τους θεούς [2]. Οι σημαντικότερες από αυτές είναι, οι χρυσοί βοηθοί και οι μηχανικοί σκύλοι του Ηφαίστου, οι μηχανικοί ανθρωπόμορφοι φύλακες του Λαβυρίνθου, οι κινούμενες κούκλες του Δαιδάλου και φυσικά ο Τάλως.

Τα παραπάνω παραδείγματα αποτελούν αναφορές από την μυθολογία και ήταν ανθρώπινες επινοήσεις. Παρόλα αυτά, στο διάβα της αρχαιότητας παρουσιάστηκαν κάποιες παρόμοιες, φυσικά πιο απλές κατασκευές. Κάποια από τα ιστορικά επιβεβαιωμένα Αυτόματα της Αρχαιότητας είναι η “αυτόματη θεραπαίνις” του Φίλωνος του Βυζαντίου [3], η ιπτάμενη περιστέρα του Αρχύτα από τον Τάραντα [4], το υδραυλικό ρολόι του Κτησίβιου [5], το κινητό αυτόματο του Ήρωνα του Αλεξανδρέα [6] και το πιο γνωστό παράδειγμα μεταξύ αυτών, ο

¹ Ο όρος προέρχεται από την ελληνική γλώσσα και την λέξη “μήχος” που σημαίνει “μέσον, τρόπος βοήθειας” και περιγράφει οποιοδήποτε εργαλείο ή μέσον που έχει δημιουργηθεί με σκοπό την διευκόλυνση κάποιας ανθρώπινης εργασίας, αυξάνοντας την δύναμη ή την αποτελεσματικότητα του ανθρώπου ή ακόμα και την εξ ολοκλήρου υλοποίηση κάποιας εργασίας.

² Ο όρος αυτός θα αντικατασταθεί τον 20ο αιώνα με τον όρο “ρομπότ”, στον οποίο θα γίνει αναφορά σε επόμενη παράγραφο. Μέχρι να γίνει αναφορά στον όρο “ρομπότ”, στην παρούσα εργασία θα χρησιμοποιείται ο όρος “Αυτόματα”.

μηχανισμός των Αντικυθήρων [7]. Ο μηχανισμός των Αντικυθήρων αποτελεί τον πρώτο γνωστό αναλογικό υπολογιστή και φέρει πολλές ομοιότητες με τους σύγχρονους πολύπλοκους ωρολογιακούς μηχανισμούς.

Παραδείγματα όπως τα παραπάνω, υπάρχουν πολλά και ανακαλύπτονται συνεχώς περισσότερα, ακόμα και έξω από τον Ελλαδικό χώρο. Αξίζει να σημειωθεί πως ο Αριστοτέλης στο έργο του “Πολιτική” αναφέρεται στα Αυτόματα και παραθέτει την άποψη πως η ανάπτυξη των Αυτόματων και η εξέλιξη τους θα μπορούσε να οδηγήσει σε έναν πιο δίκαιο κόσμο, επιφέροντας την ισότητα μεταξύ των ανθρώπων μέσω της κατάργησης της δουλείας, η οποία θα μπορούσε να γίνει εφικτή με την ανάληψη όλων των καθηκόντων που είχαν οι δούλοι από Αυτόματα [2].

2.2. Τα Αυτόματα του Μεσαίωνα και της Αναγέννησης

Στην προηγούμενη παράγραφο, έγινε φανερό πως η κατασκευή πολύπλοκων μηχανών και Αυτόματων είχε ήδη αρχίσει από την Αρχαιότητα και είχε παράγει αξιοσημείωτα επιτεύγματα. Τα επιτεύγματα αυτά επιβίωσαν, τόσο κατά την περίοδο της Ρωμαϊκής Αυτοκρατορίας, όσο και κατά την περίοδο της Βυζαντινής Αυτοκρατορίας. Έτσι, συνέχισαν να φτιάχνονται νέα Αυτόματα, τα οποία εμφανίζονται, διάσπαρτα, σε όλη την Ιστορία και να αποκτά ουσιαστική υπόσταση ο κλάδος του Αυτοματισμού.

Κάποια χαρακτηριστικά έργα αυτής της εποχής αποτελούν ο χρυσός μηχανικός θρόνος του αυτοκράτορα Θεόφιλου, το υδραυλικό ρολόι της Γάζας, στο οποίο οι ώρες σημαίνονταν από ένα αγαλματίδιο του Ηρακλή που είχε ένα ρόπαλο, και το πρώτο ανθρωποειδές, ένα μηχανικό τυμπανιστής [2]. Ίσως όμως, το πιο εντυπωσιακό αυτών, αποτελεί το “Ρολόι Κάστρο” (Castle Clock), το οποίο ήταν μία σύνθετη αυτόματη μηχανή, με ύψος περίπου 3.4 μέτρα και πολλαπλές λειτουργίες, εκτός της τήρησης του χρόνου. Κάποιες από αυτές ήταν, η αναπαράσταση των ζωδιακών τροχιών, καθώς και της τροχιάς του Ήλιου και της Σελήνης. Επιπροσθέτως, με τη χρήση ενός δείκτη σε σχήμα μισοφέγγαρου, το άνοιγμα μίας αυτόματης πόρτας, διαφορετικής για κάθε ώρα, εμφανίζοντας μία συγκεκριμένη φιγούρα την φορά. Τέλος, διέθετε τη δυνατότητα του καθορισμού της διάρκειας της ημέρας και της νύχτας, έτσι ώστε να είναι σύμφωνο με την κάθε εποχή του χρόνου [8].

Πολύ σημαντική συνεισφορά είναι και αυτή του Leonardo da Vinci (15 Απριλίου 1452 - 2 Μαΐου 1519), τόσο λόγω του θεωρητικού του έργου στον κλάδο, όσο και του συνόλου των μηχανών που δημιούργησε. Πέρα από αυτά, κατασκεύασε έναν Αυτόματο, που αποτέλεσε θεμέλιο για τον επικείμενο τεχνολογικό κλάδο. Συγκεκριμένα, κατασκεύασε ένα μηχανικό ιππότη, το παλαιότερο σωζόμενο σχέδιο ανθρωποειδούς Αυτόματου, που είχε την δυνατότητα να ανασηκώνει και να ανακινεί τα χέρια και το κεφάλι του. Επιπλέον, μπορεί να σηκώνεται όρθιο και να κάθεται, με περιορισμένες όμως κινήσεις, οι αναλογίες του οποίου ακολουθούν τις αναλογίες του ανθρώπου του Βιτρούβιου³ [9].

2.3. Από τα Αυτόματα στα Ρομπότ

Μετά την Αναγέννηση, από τον 19ο αιώνα, ο κλάδος των αυτόματων μηχανών, ο οποίος από τα μέσα του 20ου αιώνα θα μετονομαστεί σε κλάδο της ρομποτικής, εξελίχθηκε ραγδαία. Από το σημείο αυτό λοιπόν, ο όρος Αυτόματα θα αντικατασταθεί από τον όρο ρομπότ⁴. Η ανακάλυψη και η μελέτη του ηλεκτρισμού και του ηλεκτρομαγνητισμού στα τέλη του 19ου αιώνα καθώς και η εφεύρεση των ολοκληρωμένων κυκλωμάτων και των υπολογιστών τον 20ο αιώνα, ήταν μείζονος σημασίας και έδωσε μία μεγάλη ώθηση στην εξέλιξη και την ανάπτυξη αυτόματων μηχανών. Συνεπώς, περάσαμε από την εποχή όπου η κινητήριος δύναμη των Αυτόματων ήταν μηχανικής φύσης, στην εποχή όπου τα Αυτόματα που κατασκευάζονταν ήταν κυρίως ηλεκτρικά και αργότερα ηλεκτρονικά.

Πρώτη μεγάλη εφεύρεση του 19ου αιώνα, ήταν η κατασκευή ενός αυτόματου αργαλειού από τον Joseph-Marie Jacquard (7 Ιουλίου 1752 - 2 Αυγούστου 1834). Η μεγάλη πρωτοπορία

³ Ο άνθρωπος του Βιτρούβιου, απεικονίζει μία γυμνή αντρική φιγούρα σε δύο θέσεις, με τα μέλη του ανεπτυγμένα και, συγχρόνως, εγγεγραμμένα σε ένα κύκλο και ένα τετράγωνο. Το σχέδιο αυτό περιέχεται σε ένα από τα ημερολόγια του Leonardo Da Vinci και συνοδεύεται από σημειώσεις και αποτελεί μία μελέτη των αναλογιών του (ανδρικού) ανθρώπινου σώματος.

⁴ Η λέξη ρομπότ προέρχεται από την τσέχικη λέξη “robota” (εργασία), η οποία με τη σειρά της έχει ρίζες στο “orbota” που σημαίνει καταναγκαστική δουλειά/σκλαβιά. Ο όρος πρωτοεμφανίζεται στο θεατρικό έργο του Karel Capek Rossum's Universal Robots” (1921), στο οποίο εμφανίζονται μηχανικά κατασκευάσματα-εργάτες με «ανδροειδή» εμφάνιση που καλούνται ρομπότ.

της εφεύρεσης αυτής ήταν ότι ο έλεγχος του μηχανήματος γινόταν με χρήση κατάλληλων διάτρητων καρτών. Οι διάτρητες αυτές κάρτες είχαν πολλαπλές σειρές τρυπών και πολλές τέτοιες κάρτες ενώνονταν μαζί για την δημιουργία μίας συνεχόμενης αλληλουχίας καρτών [10]. Κάθε τέτοια αλληλουχία αντιστοιχούσε στο επιθυμητό σχέδιο που θα χρησιμοποιούσε ο αργαλειός για την λειτουργία του. Η μεγάλη σημασία της εφεύρεσης των διάτρητων καρτών έγκειται στο γεγονός ότι χρησιμοποιήθηκαν στην συνέχεια και από άλλους εφευρέτες και οδήγησαν στην εφεύρεση του ηλεκτρονικού υπολογιστή.

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, από τα τέλη του 19ου αιώνα, οι αυτόματες μηχανές και τα Αυτόματα που σχεδιάζονταν και κατασκευάζονταν ήταν κυρίως ηλεκτρικά και στη συνέχεια ηλεκτρονικά. Επιπροσθέτως, με τη συνεισφορά του Ηλεκτρομαγνητισμού δημιουργήθηκε η δυνατότητα απομακρυσμένου ελέγχου και επικοινωνίας με την ηλεκτρική μηχανή. Πρώτο τέτοιο παράδειγμα, είναι το τηλεκατευθυνόμενο όχημα που παρουσίασε ο Nikola Tesla (10 Ιουλίου 1856 - 7 Ιανουαρίου 1943) το 1898. Ήταν ένα πλωτό σκάφος το οποίο λειτουργούσε με ηλεκτρισμό που παρείχε μία εσωτερική μπαταρία και, μέσω τηλεχειριστηρίου, ο χρήστης μπορούσε να του δώσει εντολές κίνησης και λειτουργίας [11]. Τέτοιου είδους κατασκευές αποτέλεσαν θεμέλιο για τη δημιουργία ρομπότ στη σύγχρονη εποχή.

2.4. Ρομπότ στη σύγχρονη εποχή

Από το χώρο της λογοτεχνίας, και συγκεκριμένα από το έργο του Αμερικάνου συγγραφέα και καθηγητή βιοχημείας Isaac Asimov (2 Ιανουαρίου 1920 – 6 Απριλίου 1992) “Robot Series”, εδραιώνεται ένας πολύ σημαντικός σταθμός στην ιστορία της ρομποτικής [12]. Η μεγάλη συνεισφορά του έργου του έγκειται στο γεγονός ότι ο συγγραφέας δεν επικεντρώνεται στο υλισμικό (hardware) των ρομπότ που παρουσιάζει, αλλά στη συμπεριφορά τους και στο λογισμικό που την καθορίζει, με κορυφαίο “επίτευγμα” την θέσπιση των τριών νόμων της ρομποτικής, στους οποίους πρέπει να υπακούει κάθε ρομπότ που κατασκευάζεται, και οι οποίοι στη συνέχεια υιοθετήθηκαν από τον κλάδο της Ρομποτικής. Οι τρεις νόμοι του Isaac Asimov είναι:

1. Ένα ρομπότ δεν μπορεί να προκαλέσει βλάβη σε άνθρωπο ή να επιτρέψει, με την αδράνεια του, να προκληθεί βλάβη σε άνθρωπο.

-
2. Ένα ρομπότ πρέπει να υπακούει στις εντολές κάποιου ανθρώπου, εκτός και αν αυτές έρχονται σε σύγκρουση με τον πρώτο νόμο.
 3. Ένα ρομπότ πρέπει να προστατεύει την ύπαρξη του, όσον αυτό δεν έρχεται σε σύγκρουση με τους δύο προηγούμενους νόμους.

Το έργο του Isaac Asimov, αν και λογοτεχνικό, είναι αυτό στο οποίο στηρίχθηκε το ηθικό υπόβαθρο του κλάδου της ρομποτικής. Για το επιστημονικό θεωρητικό υπόβαθρο, σημαντική ήταν και η συνεισφορά του Alan Turing (23 Ιουνίου 1912 – 7 Ιουνίου 1954), ο οποίος θεωρείται ο “πατέρας της επιστήμης των υπολογιστών”. Είναι υπεύθυνος για την εισαγωγή της έννοιας του “θεωρητικού υπολογιστή” (Turing Machine - TM), αλλά και της τεχνητής νοημοσύνης χάρη στο λεγόμενο “Τεστ Turing” (Turing Test - TT), το οποίο αποτελεί έναν τρόπο πειραματικής διαπίστωσης, αν μία μηχανή έχει αυθεντικές γνωστικές ικανότητες [13].

Όπως προαναφέρθηκε, η εξέλιξη των ρομπότ, εξαρτάται από την εξέλιξη των ηλεκτρονικών υπολογιστών και των σχετικών τεχνολογιών. Τα ρομπότ της πρώτης γενιάς είναι αρκετά απλά και με περιορισμένες ικανότητες, χωρίς τη δυνατότητα συλλογής πληροφοριών από το περιβάλλον, με αποτέλεσμα να μη διακρίνονται από αυτόματα λειτουργία. Τα ρομπότ δεύτερης γενιάς έχουν, αν και περιορισμένη, κάποια υπολογιστική ικανότητα, διαθέτουν αισθητήρες για τη συλλογή πληροφοριών και χρησιμοποιούν γλώσσες προγραμματισμού υψηλού επιπέδου. Τέλος, τα ρομπότ τρίτης γενιάς, εκτός των ικανοτήτων των προηγούμενων γενεών, χαρακτηρίζονται από “νοημοσύνη”, δηλαδή διαθέτουν υπολογιστική ισχύ, ώστε να μπορούν να παίρνουν αποφάσεις, μέσω προγραμματισμού με χρήση τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης και εξελιγμένων αισθητήρων [14].

Το πρώτο σύγχρονο ρομπότ που παρουσιάστηκε στο κοινό ήταν ο Elektro, ένα ρομπότ ύψους 2 μέτρων, το οποίο αλληλοεπιδρούσε με τον κόσμο με τυποποιημένες εκφράσεις και λάμβανε εντολές μέσω ενός τηλεφώνου [15]. Ένα πιο σύγχρονο και διάσημο παράδειγμα, αποτελούν τα Mars Rover, τα οποία είναι αυτοκινούμενα, τροχοκίνητα ρομπότ, τα οποία κατασκευάζονται για την εξερεύνηση του Άρη, με σκοπό να συλλέγουν, να επεξεργάζονται και να αποστέλλουν πληροφορίες σχετικά με την επιφάνεια του πλανήτη [16]. Τα μη επανδρωμένα αεροσκάφη και διαστημικά σκάφη, που χρησιμοποιούνται, είτε για επίγεια, είτε για διαστημική εξερεύνηση, είναι εξίσου ευρέως γνωστά στο κοινό. Τέλος, σημαντική είναι η συμβολή της ρομποτικής στην ανάπτυξη και στην εξέλιξη της βιομηχανίας.

3. ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗ

Η Βιομηχανική Ρομποτική είναι ένας κλάδος της Ρομποτικής που ασχολείται με τις εφαρμογές των ρομπότ στην βιομηχανία και έχει εξελιχθεί πολύ από την δημιουργία του, έχοντας διεισδύσει σε όλους σχεδόν τους βιομηχανικούς τομείς. Για τον λόγο αυτό, έχει διαχωριστεί αρκετά από τον κλάδο της Ρομποτικής και είναι πλέον ένας σχετικά ανεξάρτητος επιστημονικός κλάδος. Υπάρχουν πολλές εταιρίες των οποίων το αντικείμενο είναι αποκλειστικά η ανάπτυξη βιομηχανικών ρομπότ, καθώς και οργανισμοί οι οποίοι έχουν ως αντικείμενο τους την μελέτη και εξέλιξη των βιομηχανικών ρομπότ.

Το 1959, οι George Devol (20 Αυγούστου 1912 – 11 Αυγούστου 2011) και Joseph Engleberger (26 Ιουλίου 1925 – 1 Δεκέμβριου 2015) κατασκεύασαν το πρώτο βιομηχανικό ρομπότ, το οποίο ζύγιζε 2 τόνους, χρησιμοποιούσε ένα σύστημα “υδραυλικών ενεργοποιητών” (Hydraulic Actuators - HA) και ο προγραμματισμός του γινόταν με την αποθήκευση των γωνιών των αρθρώσεων. Ως προς το στάδιο της “εκπαίδευσης” του, ένας χειριστής καθοδηγούσε τον ρομποτικό βραχίονα κάνοντας τις απαραίτητες, για την εκτέλεση της συγκεκριμένης εργασίας, κινήσεις, και την επανάληψη των κινήσεων αυτών κατά την λειτουργία του. Η ακρίβεια των κινήσεων του πρώτου αυτού ρομποτικού βραχίονα ήταν 1/10000 της ίντσας. Χρησιμοποιήθηκε στη βιομηχανία για να ανασηκώσει θερμά ατσάλινα κομμάτια και αφού ψυχθούν, τα επέστρεφε στη γραμμή (πολύ απλοϊκή, για τα σημερινά δεδομένα, λειτουργία) [17]. Οι σύγχρονοι ρομποτικοί βραχίονες είναι πολύ μεγαλύτεροι και με πιο εκτεταμένες λειτουργίες.

Ως κλάδος που δημιουργήθηκε από τη Ρομποτική, θα ισχύουν όσα αναφέρθηκαν παραπάνω, όπως τα χαρακτηριστικά των ρομπότ και οι νόμοι της ρομποτικής. Όμως, λόγω της προκύπτουσας διαφοροποίησης, θα υπάρξουν μικρές αλλαγές στην εφαρμογή τους. Έτσι, οι δυνατότητες, οι οποίες διακρίνουν ένα γενικό ρομπότ θα ισχύουν και για τα Βιομηχανικά Ρομπότ, καθώς και οι τρεις νόμοι του Isaac Asimov, στους οποίους όμως προστίθενται άλλοι δύο από τον Stig Moberg, οι οποίοι είναι [18]:

4. Ένα ρομπότ πρέπει να ακολουθεί την τροχιά που έχει καθοριστεί από τον χειριστή του, όσο αυτό δεν έρχεται σε σύγκρουση με τους πρώτους 3 νόμους.

5. Ένα ρομπότ πρέπει να έχει την ταχύτητα και την επιτάχυνση που έχει καθοριστεί από τον χειριστή του όσο δεν υπάρχει κάτι που να εμποδίζει την κίνηση του και τα παραπάνω δεν έρχονται σε σύγκρουση με τους προηγούμενους νόμους

Τα Βιομηχανικά Ρομπότ αναλαμβάνουν πολλές και ποικίλες εργασίες στον τομέα της βιομηχανίας, και ειδικότερα της βαριάς βιομηχανίας, στην οποία πολλές εργασίες σε πολλά από τα στάδια παραγωγής είναι δύσκολο ή επικίνδυνο να εκτελούνται από ανθρώπους. Έτσι, η χρήση ρομπότ σε πολλές τέτοιες εφαρμογές, δεν είναι απλά βολική, αλλά καθίσταται σχεδόν απαραίτητη. Τέτοια παραδείγματα είναι οι εργασίες σε πολύ ανθυγιεινό περιβάλλον λόγω διαφόρων ακτινοβολιών ή δηλητηριωδών αερίων που μπορεί να υπάρχουν (π.χ. αυτοκινητοβιομηχανίες στις οποίες χρησιμοποιούνται λάδια, χρώματα και υλικά συγκόλλησης) ή σε κατεργασίες που απαιτούνται πολύ υψηλές θερμοκρασίες (π.χ. μεταλλουργικές βιομηχανίες).

Εκτός του παράγοντα της υγείας, η χρήση ρομπότ μπορεί να έχει και μεγάλα οφέλη στην εξοικονόμηση ενέργειας. Μπορούν να αναλάβουν εργασίες σε χώρους με ελλιπή ή και καθόλου εξαερισμό, καθιστώντας τα κατάλληλα για εργασίες σε χυτήρια μετάλλων, σε εργοστάσια με χημικά και σε περιβάλλοντα στα οποία ο φωτισμός είναι από ανεπαρκής έως και ανύπαρκτος. Ένα μεγάλο ποσοστό της κατανάλωσης ενέργειας στα εργοστάσια οφείλεται στις ανάγκες φωτισμού, καθώς και στις ανάγκες θέρμανσης, εξαερισμού και κλιματισμού (Heating, Ventilation and Air Conditioning - HVAC) του χώρου εργασίας. Είναι ωφέλιμο να αναφερθεί πως η απαιτούμενη ενέργεια για φωτισμό είναι ελάχιστη σε σχέση με την ενέργεια για HVAC. Έτσι, η χρήση ρομπότ μπορεί να αποφέρει πολλά οφέλη όσον αφορά την εξοικονόμηση ενέργειας, και κατά επέκταση χρημάτων.

Επιπροσθέτως, ένα ρομπότ είναι μία μηχανή, η οποία μπορεί να προγραμματίζεται, έτσι ώστε να εκτελεί μία εργασία, την οποία επαναλαμβάνει συνεχώς με πολύ μεγάλη ακρίβεια. Το χαρακτηριστικό αυτό τα καθιστά ιδανικά για τη χρήση σε εργασίες που απαιτούν τη συνεχή επανάληψη των ίδιων κινήσεων με μεγάλη ακρίβεια. Από την πλευρά του ανθρώπου, τέτοιου είδους εργασίες, λόγω της κουραστικής φύσεως της επαναληπτικής εργασίας, οδηγούν στην κόπωση και στη διάσπαση της προσοχής του, με αποτέλεσμα την υποβάθμιση της ποιότητας του παραγόμενου έργου. Ένα ρομπότ όμως δε θα έχει τέτοιο κίνδυνο, προσφέροντας σταθερή ποιότητα προϊόντος και ρυθμό παραγωγικότητας, άρα βελτιώνοντας την απόδοση της

παραγωγής. Το παραπάνω στοιχείο, σε συνδυασμό με το γεγονός πως το βιομηχανικό ρομπότ μπορεί να λειτουργεί αδιάκοπα, αποτελούν τους μακράν σημαντικότερους λόγους χρήσης βιομηχανικών ρομπότ. Επίσης, ένα ρομπότ πλεονεκτεί έναντι ενός ανθρώπου ως προς την ταχύτητα σε τυποποιημένες και επαναλαμβανόμενου είδους εργασίες. Τέλος, τα ρομπότ, αν και δε διαθέτουν μεγαλύτερη ευελιξία από τους ανθρώπους, διακρίνονται από κατάλληλη δύναμη και ισχύς, χαρακτηριστικά που τους δίνουν τη δυνατότητα να εκτελούν εργασίες που ένας άνθρωπος δε θα μπορούσε ή που θα απαιτούνταν περισσότεροι του ενός εργαζομένου για να τις διεκπεραιώσουν.

3.1. Συνεργασία ανθρώπου-ρομπότ στη βιομηχανία

Ο αυστηρός διαχωρισμός των χώρων εργασίας του ανθρώπου και του χώρου εργασίας του ρομπότ μέχρι πριν λίγα χρόνια θεωρούταν απαραίτητος, καθώς ο άνθρωπος συνήθως αντιμετωπιζόταν ως εμπόδιο στην αποτελεσματικότητα της δράσης του ρομπότ και σημαντικότερα, τα ρομπότ με τη σειρά τους αποτελούσαν πιθανή πηγή κινδύνου για τον άνθρωπο. Παρόλα αυτά με τις σύγχρονες εξελίξεις στον τομέα τη Βιομηχανικής Ρομποτικής και την ανάδυση ασφαλέστερων ρομποτικών συνεργατών [19], το πεδίο της φυσικής διάδρασης ανθρώπου-ρομπότ (physical Human-Robot Interaction – pHRI) απέκτησε ιδιαίτερη πρακτική σημασία [20].

Ένα είδος διττότητας που έχει γίνει αποδεκτό ως προς αυτή τη διχοτομία είναι: ο “εγκέφαλος” των ρομποτικών συστημάτων, ο οποίος μελετάται από επιστήμονες υπολογιστών και νευροεπιστήμονες, ενώ η μελέτη των μηχανισμών και του ελέγχου τους έχει ανατεθεί σε ηλεκτρολόγους και μηχανολόγους μηχανικούς. Όμως, ως αποτέλεσμα η γνωσιακή διάδραση ανθρώπου-ρομπότ (cognitive Human-Robot Interaction – cHRI) δεν είναι ανεξάρτητη της φυσικής (pHRI). Η pHRI βοηθάει στον καθορισμό κανόνων των γνωστικών αξιολογήσεων του περιβάλλοντος κατά τη διάρκεια εργασιών αλληλεπίδρασης, ενώ ταυτόχρονα οι γνωστικές πτυχές της cHRI μπορούν να βελτιώσουν τη φυσική αλληλεπίδραση με τον καθορισμό κατάλληλων παραμέτρων ελέγχου [21]. Επομένως, είναι απαραίτητη μια ουσιαστική ανάλυση που σχετίζεται με την pHRI και τις σχετικές της αλληλεπιδράσεις.

Ένα ιδιαίτερα σημαντικό στοιχείο που πρέπει να χαρακτηρίζει τη pHRI είναι η αξιοπιστία [20], με έμφαση στην πλευρά του ρομπότ. Οι βασικοί παράμετροι που επηρεάζουν την αξιοπιστία είναι η ασφάλεια [22] και η επικοινωνία [23] μεταξύ του ανθρώπου και του ρομπότ, οι οποίες θα αναλυθούν στη συνέχεια του κεφαλαίου. Η αξιοπιστία σύνθετων ρομποτικών συστημάτων τίθεται σε κίνδυνο από πιθανές αστοχίες και κινδύνους που αφορούν την εσφαλμένη ή μη μοντελοποίηση πτυχών στους αισθητήρες, στον έλεγχο και στην αρχιτεκτονική του λογισμικού, που μπορεί να οδηγήσουν σε ανεπιθύμητες συμπεριφορές. Λόγω της κριτικής φύσης του pHRI, η αξιοπιστία πρέπει να επιβάλλεται όχι μόνο για κάθε μεμονωμένο στοιχείο, αλλά και για ολόκληρη τη λειτουργία του ρομπότ. Η αξιοπιστία είναι μια ολοκληρωμένη έννοια που περιλαμβάνει τα ακόλουθα χαρακτηριστικά [24]:

- Αποδοτικότητα: διεκπεραίωση των διεργασιών με ικανοποιητικό τρόπο
- Αποτελεσματικότητα: ολοκληρωτική διεκπεραίωση των εργασιών
- Ασφάλεια: απουσία καταστροφικών συνεπειών στους χρήστες και στο περιβάλλον
- Διαθεσιμότητα: ετοιμότητα για ορθή εκτέλεση
- Συντηρησιμότητα: δυνατότητα τροποποιήσεων στην πάροδο του χρόνου και επισκευής σε περίπτωση βλαβών

Η pHRI βρίσκει σήμερα πρακτική εφαρμογή σε εργασίες καθαρής συναρμολόγησης. Παρόλο που έχει αποδειχθεί πως τα ρομπότ είναι ικανά να εκτελέσουν ένα τεράστιο πλήθος εργασιών, και μάλιστα με ασφάλεια, η πολυπλοκότητα που χαρακτηρίζει ορισμένες διαδικασίες τις καθιστά αδύνατο να αντιμετωπιστούν μόνο με τη δράση των ρομπότ λόγω των περιορισμένων γνωστικών τους δυνατοτήτων. Συγκεκριμένα, ευέλικτες εργασίες, καθώς και μη δομημένα ή μη καθορισμένα περιβάλλοντα αποτελούν σημαντικές προκλήσεις για τον πλήρη αυτοματισμό. Με άλλα λόγια, είναι απαραίτητη η παρουσία του ανθρώπινου παράγοντα σε τέτοιου είδους περιβάλλοντα εργασίας. Κατά συνέπεια, το ρομπότ πρέπει να είναι σε θέση να καθορίζει περίπλοκα καθήκοντα, τα οποία περιλαμβάνουν αλληλεπιδράσεις, συνεργασίες, στόχους και κάποιου είδους δυναμική. Στην παρακάτω υποενότητα παρουσιάζονται ένα σύνολο παραδειγμάτων συνεργασίας ανθρώπου-ρομπότ στη βιομηχανία (Human Robot Collaboration – HRC).

3.2. Παραδείγματα συνεργασίας ανθρώπου-ρομπότ στη βιομηχανία

Κατά τη HRC, ο ανθρώπινος παράγοντας και τα ρομπότ δουλεύουν ταυτόχρονα ή/και συνεργάζονται άμεσα. Ο ανθρώπινος χειριστής ελέγχει και παρακολουθεί την παραγωγή, ενώ το ρομπότ εκτελεί τη συνήθως επίπονη για τον άνθρωπο εργασία. Το ρομπότ δεν αντικαθιστά τον άνθρωπο, αλλά συμπληρώνει τις ικανότητες του, τον υποστηρίζει και τον απαλλάσσει από επίπονες εργασίες. Προφανώς, όπως φανερώνεται και από τα παρακάτω παραδείγματα, και οι δύο παράγοντες συμβάλλουν στην αποτελεσματική ολοκλήρωση των διεργασιών, και θα πρέπει να δραστηριοποιούνται με βασικό κριτήριο τις διακριτές τους ικανότητες. Οι πληροφορίες και οι εικόνες για το σύνολο των παρακάτω παραδειγμάτων αντλήθηκαν από το site της εταιρίας κατασκευής ρομποτικών συστημάτων KUKA [25].

Παράδειγμα 1: HRC όπου ελαφριά ρομπότ υποστηρίζουν τους χειριστές σε διαδικασίες συγκόλλησης

Για την τελική συναρμολόγηση [26] χρησιμοποιούνται δύο συνεργατικά ρομπότ LBR IIWA [27]. Χωρίς φράχτη ασφαλείας, εκτελούν βασικές διεργασίες στην εφαρμογή κολλητικών σφαιριδίων. Αυτό βελτιώνει την ποιότητα, εξοικονομεί χρόνο και μειώνει το συνολικό κόστος της μονάδας.



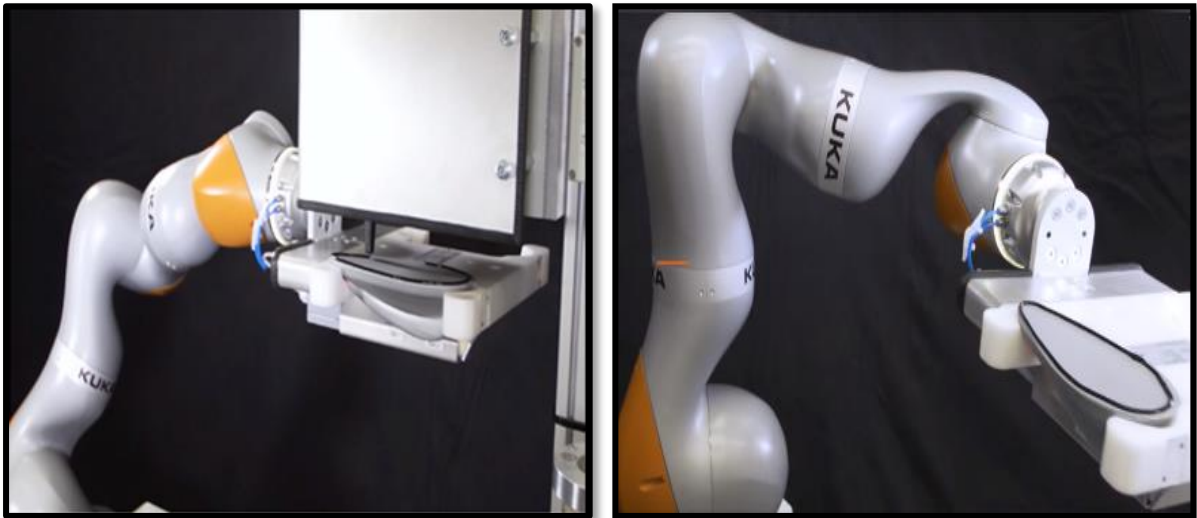
Εικόνα 1. Ρομπότ LBR IIWA από το site της εταιρίας KUKA

Στην KUKA, οι άνθρωποι και τα ρομπότ συνεργάζονται στην τελική συναρμολόγηση χωρίς να υπάρχει η ανάγκη για εφαρμογή φυσικών μέτρων ασφαλείας. Τα ευαίσθητα LBR IIWA ρομπότ χρησιμοποιούνται για τη συγκολλητική σύνδεση καλυμμάτων κεραίων GPS. Πιθανές βελτιστοποιήσεις θα έχουν ως αποτέλεσμα την αύξηση της ποιότητας της συγκόλλησης, τη μείωση του χρόνου της διεργασίας και την ελαχιστοποίηση του κόστους.

Για την εφαρμογή της κολλητικής ουσίας στο κάλυμμα της κεραίας GPS, ο εργαζόμενος τοποθετεί το κομμάτι εργασίας στη λαβή ρομπότ χειροκίνητα (Εικόνα 2). Η λαβή συγκρατεί το κομμάτι εργασίας και το μετακινεί προς το ακροφύσιο, από το οποίο θα εξαχθεί η κολλητική ουσία (Εικόνα 3). Το ρομπότ μετακινεί αργά το κάλυμμα της κεραίας GPS προς τα πάνω, ώσπου να συναντήσει το ακροφύσιο εφαρμογής. Στην περίπτωση που συναντήσει κάποιο εμπόδιο, κινείται προς τα πίσω χάρη στην ικανότητα του να ανιχνεύει τις πιθανές συγκρούσεις και ξεκινά την κίνηση από την αρχή. Το ρομπότ εκτελεί την προκαθορισμένη διαδρομή και εφαρμόζεται αποτελεσματικά η κολλητική ουσία (Εικόνα 4). Τέλος, επιστρέφει το ρομπότ στο σημείο εκκίνησης, όπου ο εργαζόμενος συναρμολόγησης αφαιρεί το κάλυμμα της κεραίας GPS, το οποίο στη συνέχεια θα τοποθετηθεί στο αντίστοιχο όχημα (Εικόνα 5).



Εικόνα 2. (Αριστερά) Ο εργαζόμενος τοποθετεί το κομμάτι εργασίας στη λαβή ρομπότ LBR IIWA και **Εικόνα 3.** (Δεξιά) Το ρομπότ LBR IIWA μετακινεί το κομμάτι εργασίας προς το ακροφύσιο, από το οποίο θα εξαχθεί η κολλητική ουσία



Εικόνα 4. (Αριστερά) Το ρομπότ LBR IIWA εκτελεί την προκαθορισμένη διαδρομή και εφαρμόζεται αποτελεσματικά η κολλητική ουσία και **Εικόνα 5.** (Δεξιά) Το ρομπότ LBR IIWA επιστρέφει στο σημείο εκκίνησης και ο εργαζόμενος αφαιρεί το κομμάτι εργασίας

Παράδειγμα 2: HRC κατά τη ρύθμιση τοποθέτησης προβολέων σε οχήματα

Στην αυτοκινητοβιομηχανία, τα φώτα ομίχλης οχημάτων στο παρελθόν ρυθμιζονταν χειροκίνητα από ανθρώπινους χειριστές. Ο εργαζόμενος όφειλε να αναζητήσει το πολύ μικρό και δυσπρόσιτο άνοιγμα για τις βίδες ρύθμισης, χωρίς ταυτόχρονα να προκαλέσει ζημιές στην περιοχή του προφυλακτήρα.

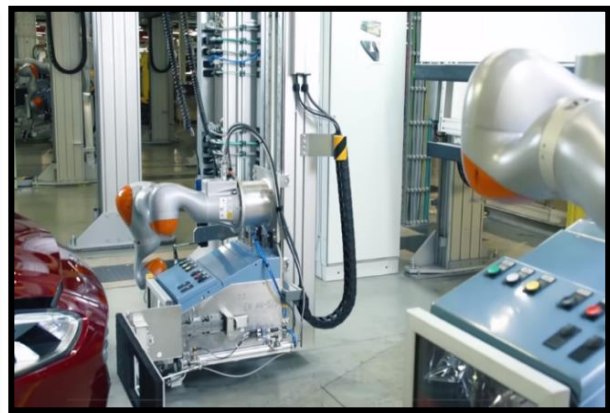
Συνεπώς, με σκοπό την ανακούφιση του εργαζομένου και τη βελτίωση της παραγωγής, η FORD VOME (Vehicle Operation Manufacturing Engineering), σε συνεργασία με την κατασκευαστική εταιρία ρομποτικών συστημάτων αναπτύξαν από κοινού μια καινοτόμο εναλλακτική προσέγγιση για τη μέχρι τώρα συμβατική διαδικασία τοποθέτησης προβολέων σε οχήματα [28]. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, εισάγονται στο κύτταρο εργασίας δύο ρομπότ LBR IIWA. Το ευαίσθητο ρομπότ τοποθετεί πλήρως αυτοματοποιημένα τα φώτα ομίχλης. Με αυτόν τον τρόπο, οι άνθρωποι και τα ρομπότ εργάζονται στο ίδιο όχημα χωρίς πρόσθετο εξοπλισμό ασφαλείας.

Εκμεταλλεύοντας το μέγεθος και τους αισθητήρες ροπής στις αρθρώσεις, το ρομπότ ανιχνεύει την επαφή και άμεσα μειώνει το επίπεδο της δύναμης και της ταχύτητάς του. Ως αποτέλεσμα καθίσταται δυνατή η συνεργασία με τους ανθρώπους χειριστές σε περιορισμένους

χώρους. Ενώ ο άνθρωπος χειριστής προσαρμόζει τους συμβατικούς προβολείς, το ρομπότ ρυθμίζει τα δυσπρόσιτα φώτα ομίχλης. Πιο συγκεκριμένα, με τον επιβαλλόμενο υψηλής απόδοσης σέρβο-έλεγχο, το ρομπότ ανιχνεύει τα περιθώρια και τα περιγράμματα μέσω του ελέγχου της δύναμης. Επομένως, το ρομπότ τοποθετεί το ηλεκτρικό κατσαβίδι σύμφωνα με τις συντεταγμένες οπών που αποκτήθηκαν από το σύστημα κάμερας. Χάρη στην ευαισθησία του συστήματος, το ρομπότ τοποθετεί βέλτιστα το εργαλείο ρύθμισης στην κεφαλή της βίδας. Ήδη δύο LBR ΠWA ρομπότ χρησιμοποιούνται σε δοκιμαστικά συστήματα τοποθέτησης προβολέων για το FORD FOCUS C519 στο εργοστάσιο της FORD στο Saarlouis.



Εικόνα 6. (Αριστερά) Ο εργαζόμενος εισάγει το όχημα στο αντίστοιχο χώρο εργασίας και



Εικόνα 7. (Δεξιά) Προσαρμογή και ρύθμιση του οχήματος και του συστήματος



Εικόνα 8. (Αριστερά) Το ρομπότ ανιχνεύει και στη συνέχεια βιδώνει την υπάρχουσα βίδα



και **Εικόνα 9.** (Δεξιά) Ο εργαζόμενος και το ρομπότ εργάζονται παράλληλα χωρίς να

απαιτούνται περαιτέρω φυσικοί περιορισμοί και ασφαλιστικά μέτρα

3.3. Ασφάλεια κατά τη συνεργασία ανθρώπου-ρομπότ στη βιομηχανία

Τα τελευταία χρόνια, η αλληλεπίδραση ανθρώπου-ρομπότ (Human Robot Interaction – HRI) και η HRC αποτελούν κομβικό σημείο έρευνας για τους επιστήμονες και τη βιομηχανία παγκοσμίως. Προκειμένου να αυξηθεί η ευελιξία και η αποδοτικότητα στις διαδικασίες συναρμολόγησης HRC, απαιτείται η εξέλιξη και η βελτιστοποίηση της HRI. Όμως, για διαδικασίες συναρμολόγησης HRC, ιδιαίτερα σε διαδικασίες όπου ένα ρομπότ καθοδηγείται από έναν εργαζόμενο ή ένα ρομπότ παρέχει βοήθεια σε έναν εργαζόμενο [29], η ασφάλεια θα πρέπει να αποτελεί το βασικό κριτήριο διαμόρφωσης της παρούσας HRI.

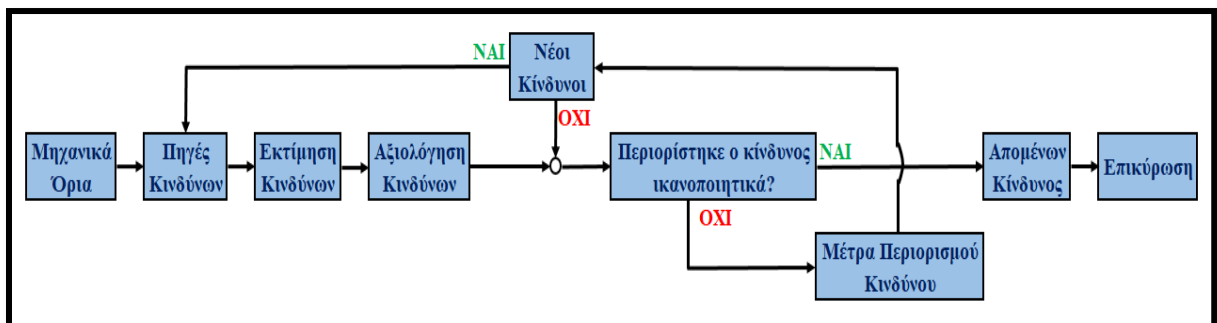
Στις σύγχρονες εφαρμογές HRC, η επαφή μεταξύ ρομπότ και χειριστή είναι αναπόφευκτη. Για αυτό το λόγο, η κοινότητα της βιομηχανίας χρήσης ρομποτικών συστημάτων ανέλαβε την έκδοση διαφόρων προτύπων ασφαλείας [30],[31],[32],[33],[34], τα οποία συμπεριλαμβάνουν λίστες πιθανών κινδύνων σε εφαρμογές HRC, καθώς και τις βασικές αιτίες ή πηγές προέλευσης αυτών. Επιπροσθέτως, προσδιορίζουν τους βασικούς κανονισμούς ασφαλείας για την καθοδήγηση του σχεδιασμού και της ανάπτυξης ρομποτικών λύσεων. Συγκεκριμένα, το πρότυπο ISO 10218-2 [30] προσδιορίζει τέσσερις πιθανούς τρόπους συνεργασίας μεταξύ ανθρώπων και βιομηχανικών ρομπότ. Από τους παραπάνω τρόπους συνεργασίας, ο περιορισμός ισχύος και δύναμης (Power and Force Limitations - PFL) [35] είναι εκείνος που λαμβάνει υπόψη την άμεση φυσική επαφή και συνδέεται με αυστηρές απαιτήσεις ασφαλείας, όσον αφορά τα όρια πίεσης και δύναμης, προκειμένου να περιοριστεί το φορτίο και οι επιπτώσεις στο ανθρώπινο δυναμικό. Προφανώς, στο πλαίσιο αυτής της διπλωματικής εργασίας θα εστιάσουμε ως προς την ασφάλεια στη HRI γύρω από τις αρχές που εξετάζονται στην PFL. Παρακάτω παρουσιάζεται μια τυπική επαναληπτική διαδικασία ανάλυσης κινδύνου.

- α) Προσδιορισμός μηχανικών ορίων: Τα εκτελεστικά καθήκοντα του ρομπότ και οι μηχανικοί περιορισμοί και κανονισμοί προσδιορίζονται σε αυτό το στάδιο.
- β) Προσδιορισμός πηγών κινδύνων: Η πιθανή ύπαρξη πηγών κινδύνων οφείλει να αναφέρεται στις προδιαγραφές του προϊόντος σύμφωνα με το ISO 10218-2 [32].
- γ) Εκτίμηση κινδύνων: Οι τάξεις των πιθανών πηγών κινδύνων προσδιορίζονται στο προηγούμενο βήμα. Ποικίλες μέθοδοι εκτίμησης κινδύνων παρουσιάζονται στο [33], οι

οποίες επιχειρούν να συσχετίσουν την επιβάρυνση των κινδύνων με την πιθανότητα εμφάνισης τους.

- δ) Αξιολόγηση κινδύνων: Αξιολογείται η σημασία της φύσης του κάθε κινδύνου. Οι μέθοδοι που προσδιορίζουν τα εύρη ζώνης αποδοχής επίσης παρουσιάζονται στο [33].
- ε) Περιορισμός κινδύνων: Εάν η τάξη του κινδύνου δεν είναι αμελητέα, λαμβάνονται υπόψη κατάλληλα μέτρα (επαναληπτικά) για τη μείωση του κάθε κινδύνου, είτε με τον επανασχεδιασμό του συστήματος, είτε με την εισαγωγή μιας λειτουργίας ασφαλείας [32], η οποία οφείλει να επαληθεύεται από τις απαιτήσεις αξιοπιστίας και διαθεσιμότητας, με σκοπό την εξάλειψη αυτών των πιθανών κινδύνων.

Η διαδικασία συνεχίζεται επαναληπτικά έως ότου δεν εντοπιστεί νέος κίνδυνος, ενώ ταυτόχρονα η τάξη του υπάρχοντα κινδύνου βρίσκεται σε αποδεκτά όρια. Βέβαια, νέοι κίνδυνοι είναι πιθανόν να εμφανιστούν λόγω των μέτρων ή λόγω των αλλαγών στις συμπεριφορές των εργαζομένων για τον περιορισμό των ήδη αναλυμένων πιθανών κινδύνων. Τόσο οι συσκευές, όσο τα μέτρα προστασίας μπορούν να αλλάξουν την στρατηγική κατεύθυνση του συστήματος και την πορεία των ενεργειών που το χαρακτηρίζουν.



Εικόνα 10. Λογικό διάγραμμα επαναληπτικής διαδικασίας ανάλυσης κινδύνου

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, για την ανάπτυξη και εφαρμογή της HRC, η ασφάλεια του ανθρώπου οφείλει να είναι το πρώτο στοιχείο που λαμβάνεται υπόψη. Για να αποφεύγονται οι συγκρούσεις σε έναν κοινόχρηστο χώρο εργασίας, η θέση του ανθρώπου οφείλει να είναι γνωστή σε πραγματικό χρόνο. Επομένως, η τροχιά της κίνησης του ανθρώπου και η ταχύτητα της κίνησης του πρέπει να εισάγονται συνεχώς ως δεδομένα στο σύστημα. Η σύγχρονη μεθοδολογία εξασφάλισης της ασφάλειας στην HRI μπορεί να διακριθεί σε 4 κύριες στρατηγικές [36]: α) ασφάλεια μέσω ελέγχου, β) ασφάλεια μέσω σχεδιασμού της τροχιάς, γ)


ασφάλεια μέσω πρόβλεψης και δ) ασφάλεια μέσω εκτίμησης των ψυχολογικών χαρακτηριστικών του εργαζομένου. Ιδιαίτερα σημαντικά μέτρα ασφαλείας αποτελούν αυτά που αποσκοπούν στην πρόληψη σύγκρουσης ανθρώπου-ρομπότ. Η ασφάλεια διασφαλίζεται με την αποφυγή συγκρούσεων χρησιμοποιώντας μεθόδους όπως ορισμό καθορισμένων περιοχών ασφάλειας και συνάντησης μεταξύ του ανθρώπου και του ρομπότ, προσδιορισμό των αποστάσεων ασφαλείας και καθοδήγηση της κίνησης του ρομπότ μακριά από τους ανθρώπους. Επιπροσθέτως, μέτρα ασφαλείας λαμβάνονται ακόμα και έπειτα από ακούσια επαφή μεταξύ ανθρώπου και ρομπότ για τον περιορισμό των πιθανών τραυματισμών. Είναι ωφέλιμο να αναφερθεί, πως στο ιδανικό «εργοστάσιο του μέλλοντος» δεν υπάρχει διαχωρισμός μεταξύ αυτοματοποιημένων και χειροκίνητων σταθμών εργασίας. Οι άνθρωποι και τα ρομπότ συνεργάζονται άριστα - χωρίς διαχωρισμό και χωρίς περίφραξη ασφαλείας.

Ιδιαίτερα σημαντικές είναι οι μέθοδοι με τις οποίες το ρομπότ λαμβάνει δεδομένα. Στη βιβλιογραφία διακρίνονται δύο κύριες μέθοδοι για την ανίχνευση των ανθρώπινων άκρων: α) μέθοδοι με βάση την όραση [37] και β) μέθοδοι με βάση τους αδρανειακούς αισθητήρες [38], συνεργαζόμενοι με κάποιου είδους ειδική στολή για τη σύλληψη της κίνησης. Η τελευταία προσέγγιση δε θεωρείται στο παρόν ρεαλιστική για πραγματικές εφαρμογές λόγω της ανάγκης της ύπαρξης αυτής της ειδικής στολής και λόγω της αδυναμίας συλλογής και ανίχνευσης κινήσεων από το περιβάλλον του ανθρώπου. Παρόλο που οι μέθοδοι ασφαλείας στη HRC με βάση την όραση μελετώνται ευρέως, η διαθεσιμότητα τους στο εμπόριο σε τυποποιημένες μορφές είναι ιδιαίτερα περιορισμένη.

4. ΣΤΟΧΟΣ ΤΗΣ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ

Στις παραπάνω ενότητες έγινε φανερό πως τα ρομπότ έχουν καθιερωθεί στο χώρο της βιομηχανίας. Ως αποτέλεσμα η HRC αποτελεί αντικείμενο συνεχής μελέτης της επιστημονικής κοινότητας. Σε πρώτο επίπεδο γεννήθηκε η ανάγκη της ανάλυσης και της μελέτης, τόσο της ασφάλειας, όσο και της επικοινωνίας μεταξύ ανθρώπου και ρομπότ. Τα παραπάνω πεδία είναι ιδιαίτερα σημαντικά, αλλά είναι ανάγκες γεννημένες από τη δυνατότητα που προσφέρουν τα ρομπότ να εξελίξουν την παραγωγή και την απόδοση της. Η HRC επιχειρεί να εκμεταλλευτεί τις μεμονωμένες ικανότητες του διαθέσιμου δυναμικού, καθώς οι εργάτες και τα ρομπότ διακρίνονται από διαφορετικά χαρακτηριστικά. Η ποικιλομορφία των χαρακτηριστικών οφείλει να αντιμετωπιστεί ως ο βασικός γνώμονας της κατανομής των υπάρχοντων καθηκόντων στο κατάλληλο δυναμικό. Προφανώς, η κατανομή αυτή δεν είναι μια ιστορία άσπρου και μαύρου, καθώς πολλά καθήκοντα απαιτούν την άμεση συνεργασία ανθρώπου και ρομπότ ή απλά είναι δυνατόν ένα καθήκον να εκτελείται εξίσου αποδοτικά, τόσο από τον άνθρωπο, όσο και από το ρομπότ. Στην παρούσα κατάσταση της HRC στη βιομηχανία και ιδιαίτερα σε συστήματα συναρμολόγησης η κατανομή αυτών των εργασιών είναι στατική, καθώς η εφαρμογή τους είναι αρκετά καινούργια και περίπλοκη για το σύγχρονο μηχανικό, με αποτέλεσμα να δημιουργούνται ανεκμετάλλευτα κενά χρόνου εργασίας, τα οποία οδηγούν σε μείωση της αποδοτικότητας.

Στόχος της παρούσας διπλωματικής αποτελεί η σχεδίαση μιας μεθοδολογίας δυναμικής ανάθεσης καθηκόντων με σκοπό τη βέλτιστη κατανομή τους με κριτήριο, τόσο τις ικανότητες του διαθέσιμου δυναμικού, όσο και τη μέγιστη δυνατή απόδοση της διαδικασίας. Πιο συγκεκριμένα, θα παρουσιασθεί ένα ευέλικτο σύστημα κατανομής καθηκόντων, το οποίο θα λαμβάνει ως δεδομένα την παρούσα κατάσταση της διαδικασίας συναρμολόγησης και θα κατευθύνει το διαθέσιμο δυναμικό στη βέλτιστη δυνατή ακολουθία καθηκόντων. Με άλλα λόγια, επιχειρείται ο σχεδιασμός ενός ευφυούς συστήματος που θα προσαρμόζεται στη μεταβλητότητα των διαδικασιών και του χρόνου εκτέλεσης τους, ώστε να περιοριστούν αυτά τα ανεκμετάλλευτα κενά νεκρού χρόνου. Για να επιτευχθεί όμως αυτό, θα πρέπει να οριστεί ένα σύνολο υποσυστημάτων, τα οποία θα διακρίνουν και θα κατηγοριοποιούν τα επιμέρους καθήκοντα, θα προβλέπουν τη συμπεριφορά του ανθρώπου και την τάξη της καθυστέρησης



του στην εκτέλεση των καθηκόντων του, καθώς θα λαμβάνουν ως δεδομένα τα παραπάνω στοιχεία και την παρούσα κατάσταση του συστήματος, με σκοπό την αποδοτικότερη δυνατή κατανομή των υπολοίπων. Προφανώς, το σύστημα αυτό θα πρέπει να είναι ικανό να δεχτεί τυχόν αλλαγές και βελτιώσεις. Ο τρόπος υλοποίησης των παραπάνω υποσυστημάτων, το θεωρητικό τους υπόβαθρο, καθώς και η εφαρμογή και η αξιολόγηση τους θα αναλυθεί στα επόμενα κεφάλαια.

5. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΚΑΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΚΑΘΗΚΟΝΤΩΝ

5.1. AND/OR Γραφήματα

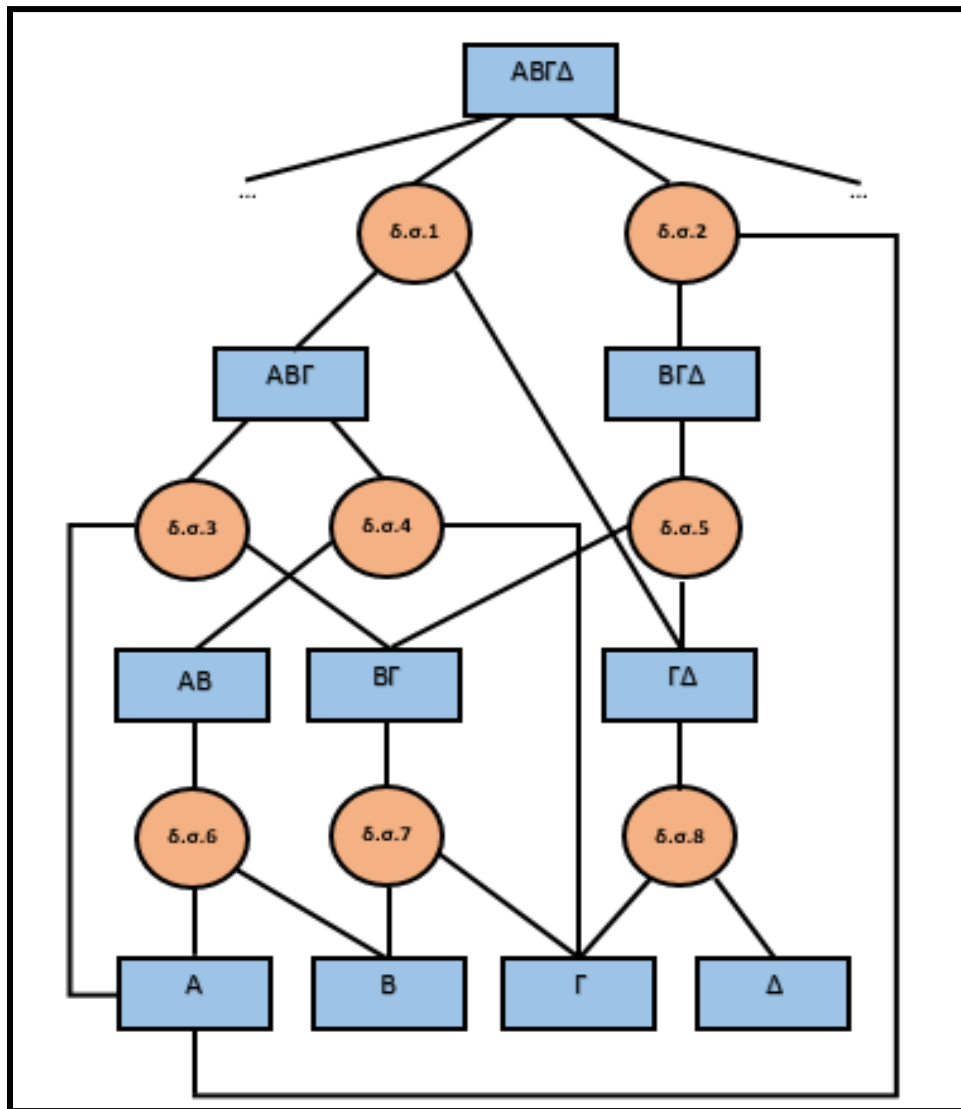
Οι γραφικές μέθοδοι επιδιώκουν να αναπαριστήσουν την τυπική δομή των προβλημάτων συναρμολόγησης απογυμνώνοντας τα από πολύ ειδικές λεπτομέρειες. Μία ολοκληρωμένη και ορθή αναπαράσταση λαμβάνει υπόψη το σύνολο των βημάτων της κατασκευής και τα καταμερίζει σε κατάλληλα υποσύνολα, τα οποία για κατάλληλο συνδυασμό τους αποδίδουν το επιθυμητό έργο. Στο συγκεκριμένο πρόβλημα επιλέχθηκε η γραφική μέθοδος των AND/OR γραφημάτων (AND/OR Graphs). Τα AND/OR γραφήματα χρησιμοποιούνται για να παρουσιαστούν οι ακολουθίες των καθηκόντων στα επιμέρους υποσύνολα. Επειδή τα AND/OR γραφήματα χρησιμοποιούν μόνο ένα σύνολο κόμβων και συνδέσεων είναι ιδιαίτερα αποδοτικά [39].

Είναι ωφέλιμο να διευκρινιστεί, πως η εργασία αυτή, δεν ασχολείται με την παραγωγή των πλάνων συναρμολόγησης. Θεωρούμε πως τα πλάνα συναρμολόγησης είναι γνωστά και μάλιστα θα γίνει εφαρμογή της προτεινόμενης μεθόδου σε δεδομένο σχέδιο κατασκευής. Ένας δημοφιλής αλγόριθμος για την παραγωγή πλάνων συναρμολόγησης περιγράφεται στο [40] που βασίζεται στον αλγόριθμο εύρεσης A*Graph [41].

Κάθε ορθογώνιος κόμβος (κόμβος AND) απεικονίζει ένα κατασκευαστικό υποσύνολο, ενώ κάθε κυκλικός κόμβος (κόμβος OR) που εμφανίζεται μεταξύ των γονικών και των θυγατρικών ορθογωνίων κόμβων αντιστοιχεί στη διαδικασία που απαιτείται για την επιτυχή σύνθεση του κατασκευαστικού υποσυνόλου. Αυτό ισχύει τόσο για το ολοκληρωμένο αντικείμενο, όσο και για τα αντικείμενα βάσης. Κάθε κόμβος έχει ένα ή παραπάνω γονικούς κόμβους (εκτός από τον κόμβο που αντιστοιχεί στο ολοκληρωμένο αντικείμενο). Ένα AND/OR γράφημα χαρακτηρίζεται από κατεύθυνση, όπου κάθε μητρικός κόμβος συνδέεται με ένα σύνολο θυγατρικών κόμβων. Εφαρμόζεται λοιπόν αυτή η κατευθυνόμενη και μη κυκλική διαδικασία για να περιγράψουν τα διάφορα κατασκευαστικά υποσύνολα, πολλά από τα οποία μπορούν να αντιμετωπιστούν παράλληλα και ανεξάρτητα από τα υπόλοιπα [42].

Έστω πως ορίζεται μια μηχανική συναρμολόγηση ως Σ . Το γράφημα συνδέσεων Γ που προκύπτει, περιλαμβάνει έναν κόμβο για κάθε υποκατασκευή u της μηχανικής

συναρμολόγησης, όπου $v \in Y$ και $Y \subset \Sigma$. Επιπροσθέτως, θεωρείται πως όλα τα μέρη βρίσκονται ήδη στα καθορισμένα σημεία και οι απαραίτητες συνδέσεις έχουν πραγματοποιηθεί, ώστε να συνεχιστεί ομαλά η διαδικασία συναρμολόγησης. Τα Καθήκοντα (Tasks) μοιράζονται στο διαθέσιμο δυναμικό $\delta \in \Delta$ (άνθρωποι και ρομπότ) και η διαδικασία αυτή θα ονομαστεί Ανάθεση Καθηκόντων (Task Assignment - TA). Αντίστοιχα, ορίζεται μια δράση συναρμολόγησης ως $\delta.σ. \in \Delta.Σ.$, κάθε μια από τις οποίες αποτελεί ένα βήμα της διαδικασίας συναρμολόγησης. Τα παραπάνω παρουσιάζονται αναλυτικότερα στο παράδειγμα της Εικόνας 11 για μια μηχανική συναρμολόγηση Σ με σύνθεση $AB\Gamma\Delta$. Προφανώς, παραπάνω από μια διαδρομές μπορούν να οδηγήσουν στο τελικό αποτέλεσμα.



Εικόνα 11. AND/OR γράφημα για μια μηχανική συναρμολόγηση Σ με σύνθεση $AB\Gamma\Delta$

Για την περαιτέρω απλούστευση της διαδικασίας θεωρούνται για το σύνολο των διεργασιών οι παρακάτω υποθέσεις:

- 1) Η σχετική γεωμετρία όλων των μερών δε μεταβάλλεται.
- 2) Τα κατασκευαστικά μέρη παραμένουν σε επαφή, χωρίς την περαιτέρω άσκηση εξωτερικών δυνάμεων κατά τη διαδικασία της συναρμολόγησης.
- 3) Το σύνολο των δράσεων συναρμολόγησης πρέπει να είναι μηχανικά και γεωμετρικά εφικτές, δηλαδή είναι δυνατόν να πραγματοποιηθούν όλες οι απαραίτητες συνδέσεις και να εξασφαλιστεί πως η διαδρομή για την ένωση δύο κατασκευαστικών υποσυστημάτων θα γίνει χωρίς συγκρούσεις και θορύβους.

Επιπροσθέτως, ένα πλάνο συναρμολόγησης μπορεί να χαρακτηριστεί με κριτήριο τη δομή και τη συμπεριφορά του ως [39]:

- 1) Μονότονο: Αν δεν περιέχει κάποια δράση που να καταστρέφει τις ήδη υπάρχουσες συνδέσεις που έχουν οριστεί μεταξύ των μερών και των υποσυστημάτων.
- 2) Σειριακό: Αν υπάρχει μια ακολουθία δράσεων συναρμολόγησης, που αφορούν μόνο ένα κατασκευαστικό υποσύνολο, το οποίο μπορεί να αναπαραστήσει ολόκληρο το πλάνο. Ένα πλάνο που χαρακτηρίζεται από την παραπάνω ιδιότητα μπορεί να εκτελεστεί θεωρητικά από ένα ρομπότ με ένα μοναδικό χειριστή.
- 3) Συνεκτικό: Αν κάθε κατασκευαστικό υποσύνολο που προκύπτει στο πλάνο ανταποκρίνεται σε κάποιο υποσύστημα του γραφήματος Γ.

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, επιλέχθηκε η αναπαράσταση των AND/OR γραφημάτων, λόγω της ικανότητας τους να διαχειρίζονται σαφώς την παράλληλη εκτέλεση δράσεων συναρμολόγησης, καθώς και της χρονικής ανεξαρτησίας των παράλληλων εκτελέσιμων δράσεων. Το AND/OR γράφημα μιας συγκεκριμένης συναρμολόγησης μπορεί να παραχθεί από την αποσυναρμολόγηση της συνολικής κατασκευής μέχρι το σημείο όπου μόνο ατομικά μέρη παραμένουν. Στη συνέχεια, θα χρησιμοποιηθεί το AND/OR γράφημα και για την αναπαράσταση της κατανομής του διαθέσιμου δυναμικού στις αντίστοιχες δράσεις συναρμολόγησης.

5.2. Διαδικασία ανάθεσης καθηκόντων

Ο προγραμματισμός της συναρμολόγησης είναι ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης, με στόχο την ελαχιστοποίηση των χρόνων παραγωγής και του κόστους, λαμβάνοντας υπόψη περιορισμούς ικανότητας και εξισορρόπησης φορτίου εργασίας. Η επικείμενη προσέγγιση προσανατολίζεται στην εύρεση τοπικών λύσεων σε ορισμένα δευτερεύοντα προβλήματα, αντί να αντιμετωπιστεί η πολυπλοκότητα της βελτιστοποίησης ολόκληρης της συναρμολόγησης. Η στρατηγική της οργάνωσης των χώρων εργασίας HRC οφείλει να είναι εντελώς διαφορετική, από τη συνήθη στρατηγική που ακολουθείται στις συμβατικές μεθόδους οργάνωσης της παραγωγής [43]. Πιο συγκεκριμένα, ο άνθρωπος και το ρομπότ διακρίνονται από διαφορετικές δεξιότητες και αυτό πρέπει να αξιοποιηθεί όσο το δυνατόν περισσότερο. Πέρα από αυτά, στη HRC, δεν είναι ανάγκη να εξισορροπηθεί το φορτίο της εργασίας, ανάμεσα στο διαθέσιμο δυναμικό.

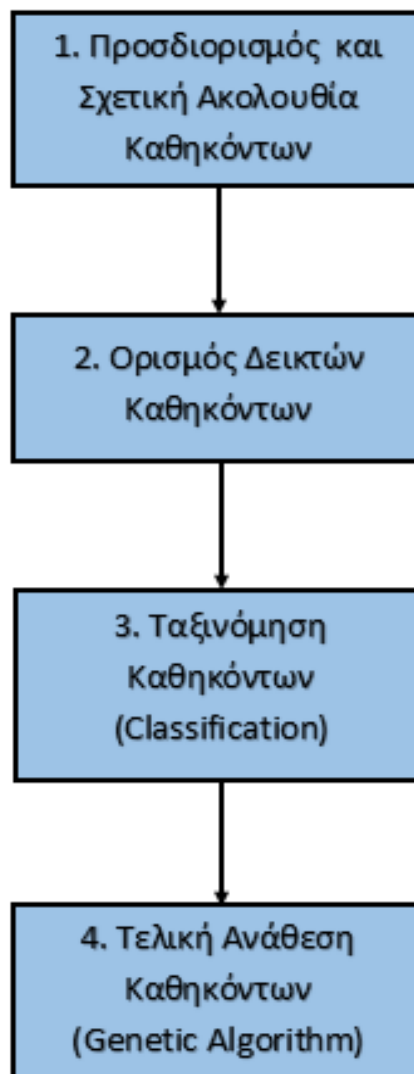
Όπως αναφέρθηκε, το διαθέσιμο δυναμικό αποτελείται από ανθρώπους και ρομπότ. Ο άνθρωπος είναι ικανός να εκτελέσει τις πιο περίπλοκες και περίτεχνες διεργασίες, ενώ το ρομπότ μπορεί να εκτελέσει τις εργασίες που δε μπορεί να ολοκληρώσει φυσικά ο άνθρωπος, όπως τη συναρμολόγηση των πιο βαρειών αντικειμένων. Τα καθήκοντα λοιπόν, θα πρέπει να ανατεθούν στα αντίστοιχα μέλη του δυναμικού, ανάλογα με τις ικανότητες που τα διακρίνουν. Τα ρομπότ που συμμετέχουν στη διαδικασία συναρμολόγησης στο σταθμό εργασίας και συνεργάζονται με τον άνθρωπο, θα πρέπει να αποφεύγουν την επαφή με αυτόν, ενώ βρίσκονται εν κινήσει. Τέτοια επαφή μπορεί να οδηγήσει σε πιθανά ατυχήματα και στη μείωση της αποδοτικότητας. Για αυτούς τους λόγους, είναι ωφέλιμο να οριστούν στο χώρο εργασίας κατάλληλα σημεία συνάντησης [44], έτσι ώστε να εξασφαλίζεται η συνεργασία και η ασφάλεια.

Μια υπεραπλουστευμένη μορφή της προτεινόμενης μεθόδου ΤΑ παρουσιάζεται στην Εικόνα 12⁵. Αποτελείται από ορισμένες βασικές δραστηριότητες, κάθε μία από τις οποίες θα αναλυθεί στη συνέχεια. Η πρώτη δραστηριότητα αποτελεί ο προσδιορισμός του συνόλου των καθηκόντων που λαμβάνουν χώρο στη διαδικασία συναρμολόγησης. Στη συνέχεια, για κάθε

⁵ Η λέξη κατανομή θα αναφέρεται στο σύνολο της διαδικασίας, ενώ η λέξη ανάθεση μόνο στο στάδιο δράσης του GA.

καθήκον, ορίζεται ένα σύνολο δεικτών. Οι δείκτες αυτοί επιλέχθηκαν με κριτήριο λογικές και κατασκευαστικές αρχές που σχετίζονται με την επιτυχημένη διεκπεραίωση της κατασκευής. Με βάση τις αξίες των παραπάνω δεικτών, ένας Ταξινομητής (Classifier) κατηγοριοποιεί τα καθήκοντα στις εξής κατηγορίες:

- α) εκτελέσιμα μόνο από τον άνθρωπο (A)
- β) εκτελέσιμα μόνο από το ρομπότ (P)
- γ) εκτελέσιμα από τον άνθρωπο ή από το ρομπότ (A/P)
- δ) εκτελέσιμα μόνο με τη συνεργασία του ανθρώπου με το ρομπότ (A+P)



Εικόνα 12. Προτεινόμενη μέθοδος της ανάθεσής καθηκόντων

Μετάπειτα, ακολουθεί η ανάθεση καθηκόντων, λαμβάνοντας υπόψη τους χρονικούς και τους ακολουθιακούς περιορισμούς. Στα πλαίσια αυτής της εργασίας, η ανάθεση των καθηκόντων είναι δυναμική και πραγματοποιείται με την επικουρία κατάλληλου Γενετικού Αλγορίθμου (Genetic Algorithm - GA). Τέλος, αφού ανατεθούν τα καθήκοντα, παρακολουθούνται τα αποτελέσματα της διαδικασίας για να επιβεβαιωθεί πως το πλάνο ακολουθείται επιτυχημένα και είναι αποδοτικό. Η εξακρίβωση μπορεί να πραγματοποιηθεί με τα παρακάτω βήματα:

- α) επιβεβαίωση πως τα καθήκοντα έχουν κατανεμηθεί κατάλληλα, δηλαδή έλεγχος πως ο άνθρωπος και το ρομπότ μπορούν να εκτελέσουν τις εργασίες που τους έχουν ανατεθεί.
- β) σύγκριση των χρόνων εργασίας, τόσο για τη μεμονωμένη εκτέλεση του καθήκοντος (από τον άνθρωπο ή το ρομπότ), όσο και για τη συνολική ολοκλήρωση του έργου, έτσι ώστε να επιβεβαιωθεί πως η ανάθεση καθηκόντων είναι αποδοτική.

5.2.1. Προσδιορισμός καθηκόντων και σχετικής ακολουθίας καθηκόντων

Μια διαδικασία συναρμολόγησης θα αποτελείται από ένα σύνολο επιμέρους εργασιών, τα οποία για τον κατάλληλο συνδυασμό τους θα αποδώσουν το τελικό έργο. Είναι συνεπώς ιδιαίτερα σημαντικό, να προσδιοριστούν πέρα των καθηκόντων και οι πιθανές ακολουθίες καθηκόντων. Οι ακολουθίες αυτές, μπορούν να παραχθούν εύκολα από τη γραφική απεικόνιση που επιλέχθηκε για την αναπαράσταση του πλάνου συναρμολόγησης. Όπως αναφέρθηκε, η μέθοδος γραφικής απεικόνισης που εφαρμόστηκε, είναι τα AND/OR γραφήματα.

Εφόσον είναι γνωστές οι πιθανές ακολουθίες καθηκόντων, η διαδικασία που θα ακολουθήσει είναι η ανάθεση κάποιων στοιχείων ταυτοποίησης σε κάθε μεμονωμένο καθήκον [45]. Συγκεκριμένα, σε κάθε καθήκον ανατίθεται ένα **όνομα**, ένας **αύξων αριθμός** και η **χρονική διάρκεια** που απαιτείται για την ολοκλήρωσή του. Επιπροσθέτως, ορίζεται και ένας επιπλέον αριθμός που φανερώνει το επίπεδο εργασίας του καθήκοντος. Ο αριθμός αυτός θα προκύψει από τους κλάδους και τα επίπεδα εργασίας, τα οποία παρουσιάζονται στο αντίστοιχο AND/OR γράφημα. Αυτοί οι παράμετροι θα πρέπει να οριστούν πριν την έναρξη της διαδικασίας. Στον Πίνακα 1 παρουσιάζεται ένα απλό παράδειγμα προσδιορισμού αυτών των παραμέτρων με 2 επίπεδα εργασίας.

| α/α | Όνομα Καθήκοντος | Χρονική Διάρκεια (s) | Επίπεδο Εργασίας |
|-----|------------------|----------------------|------------------|
| 1 | Καθήκον Α | α | 1 |
| 2 | Καθήκον Β | β | 1 |
| 3 | Καθήκον Γ | γ | 1 |
| 4 | Καθήκον Δ | δ | 2 |
| 5 | Καθήκον Ε | ε | 2 |

Πίνακας 1. Παράδειγμα ανάθεσης στοιχείων ταυτοποίησης σε κάθε μεμονωμένο καθήκον

Στο παράδειγμα του Πίνακα 1 παρατηρούνται 5 καθήκοντα με όνομα Καθήκον Α, Β, Γ, Δ και Ε, κάθε ένα από τα οποία χαρακτηρίζεται από ένα αύξοντα αριθμό και από τις χρονικές διάρκειες εκτέλεσης τους α, β, γ, δ και ε αντίστοιχα. Οι χρονικές διάρκειες αυτές θα αποτελέσουν πιθανότατα μέσες τιμές ήδη εκτελεσμένων σεναρίων των αντίστοιχων καθηκόντων. Επίσης, στην τελευταία σειρά διακρίνεται ένας αριθμός, ο οποίος φανερώνει το επίπεδο εργασίας στο οποίο ανήκει το αντίστοιχο καθήκον. Η διαδικασία δεν μπορεί να προχωρήσει στο 2ο επίπεδο εργασίας, χωρίς να ολοκληρωθούν τα καθήκοντα που ανήκουν στο 1^ο επίπεδο εργασίας. Είναι πολύ πιθανό να χρειαστεί να οριστούν υποεπίπεδα εργασίας εσωτερικά στα ήδη υπάρχοντα επίπεδα εργασίας.

5.2.2. Ορισμός δεικτών καθηκόντων

Στη συνέχεια, για κάθε καθήκον θα πρέπει να οριστεί ένα σύνολο δεικτών για το αντίστοιχο καθήκον. Οι δείκτες καθηκόντων χρησιμοποιούνται για να ποσοτικοποιηθούν οι ιδιότητες που χαρακτηρίζουν κάθε καθήκον και αποτελούν βασικό κριτήριο για την επιλογή της ανάθεσής του στο κατάλληλο δυναμικό για την αποδοτική διεκπεραίωσή του [46].

Το σύνολο των δεικτών επιλέχθηκαν με τη βοήθεια του άρθρου [47], στο οποίο επιλέγονται και αναλύονται οι ιδιότητες των καθηκόντων που διακρίνουν μια κατασκευή σε αυτοκινητοβιομηχανία. Προφανώς, οι δείκτες οφείλουν να προσαρμοστούν από την παραπάνω βιομηχανική διάσταση σε συναρμολόγηση μικρής παρτίδας. Οι δείκτες καθηκόντων που επιλέχθηκαν για τη συγκεκριμένη εργασία παρουσιάζονται παρακάτω:

- η ακρίβεια που απαιτείται για τη διεκπεραίωση του καθήκοντος (Ακ)
- η ασφάλεια που απαιτείται για τη διεκπεραίωση του καθήκοντος (Ασ)

- το βάρος του αντικειμένου (B)
- οι διαστάσεις του αντικειμένου (Δ)
- η επιδεξιότητα που απαιτείται για τη διεκπεραίωση του καθήκοντος (Eπ)
- αν χρειάζεται η χρήση εργαλείων (Eρ)
- η πολυπλοκότητα του αντικειμένου (Π)
- αν το αντικείμενο βρίσκεται στη ζώνη (χώρο) εργασίας (X)

Το σύνολο των παραπάνω χαρακτηριστικών θα επιχειρηθεί να ποσοτικοποιηθεί σε ένα φάσμα τιμών, με σκοπό την επιτυχημένη μοντελοποίηση της διαδικασίας. Το φάσμα τιμών που επιλέγεται είναι το $[0,1]$, καθώς η μορφή και το εύρος των συγκεκριμένων τιμών επιτρέπει τη μαθηματική αντιμετώπιση της ταξινόμησης [48] που θα ακολουθήσει. Ορισμένα από τα παραπάνω μεγέθη μπορούν να διακριθούν από 2 μοναδικές καταστάσεις, άρα θα παρασταθούν με τη χρήση Boolean τιμών (0,1). Τέτοια παραδείγματα αποτελούν οι κατηγορίες χρήσης ή μη εργαλείων και αν το αντικείμενο βρίσκεται στη ζώνη εργασίας (αν είναι διαθέσιμο για το ρομπότ), καθώς διακρίνονται από 2 καταστάσεις (ΝΑΙ ή ΟΧΙ). Η αντιστοιχία που θα χρησιμοποιηθεί είναι:

$$\text{ΟΧΙ} \rightarrow 0 \qquad \text{ΝΑΙ} \rightarrow 1$$

Επιπροσθέτως, υπάρχουν χαρακτηριστικά τα οποία διακρίνονται από 3 καταστάσεις στην αντίστοιχη κλίμακα ποιότητας. Για παράδειγμα, η ακρίβεια ή η επιδεξιότητα που απαιτείται για τη διεκπεραίωση του καθήκοντος, μπορεί να χαρακτηριστεί ως μικρή, μέτρια και μεγάλη. Παράλληλα, ως προς την ασφάλεια που απαιτείται για τη διεκπεραίωση του καθήκοντος, μπορεί να διακριθούν οι καταστάσεις μικρής, μέτριας και μεγάλης επικινδυνότητας. Αντίστοιχα θα αντιμετωπιστούν το βάρος, οι διαστάσεις και η πολυπλοκότητα του αντικειμένου. Η γενική διαμόρφωση που θα ακολουθηθεί παρουσιάζεται παρακάτω:

$$\text{Μικρός/-ή/-ό} \rightarrow 0 \qquad \text{Μεσαίος/-α/-ο} \rightarrow 0.5 \qquad \text{Μεγάλος/-η/-ο} \rightarrow 1$$

Προφανώς, για τα πιο περίπλοκα μεγέθη, ίσως απαιτηθεί κλιμάκωση (scaling) των πραγματικών τιμών, ώστε να ανταποκρίνονται στο επιλεγμένο φάσμα. Στον Πίνακα 2 που ακολουθεί παρουσιάζονται αναλυτικά το σύνολο των δεικτών των καθηκόντων που επιλέχθηκαν, καθώς και το σύνολο των πιθανών τιμών τους που τα διακρίνουν.

| Δείκτες Καθηκόντων | Πιθανές Τιμές Δεικτών | | |
|--------------------|------------------------------|---------------------------------|-------------------------------|
| Ακρίβεια (Ακ) | 0 Μικρή Ακρίβεια | 0.5 Μεσαία Ακρίβεια | 1 Μεγάλη Ακρίβεια |
| Ασφάλεια (Ασ) | 0 Μικρή Επικινδυνότητα | 0.5 Μεσαία Επικινδυνότητα | 1 Μεγάλη Επικινδυνότητα |
| Βάρος (Β) | 0 Μικρό Βάρος | 0.5 Μεσαίο Βάρος | 1 Μεγάλο Βάρος |
| Διαστάσεις (Δ) | 0 Μικρές Διαστάσεις | 0.5 Μεσαίες Διαστάσεις | 1 Μεγάλες Διαστάσεις |
| Επιδεξιότητα (Επ) | 0 Μικρή Επιδεξιότητα | 0.5 Μεσαία Επιδεξιότητα | 1 Μεγάλη Επιδεξιότητα |
| Εργαλεία (Ερ) | 0 (ΟΧΙ) | | 1 (ΝΑΙ) |
| Πολυπλοκότητα (Π) | 0 Μικρή Πολυπλοκότητα | 0.5 Μεσαία Πολυπλοκότητα | 1 Μεγάλη Πολυπλοκότητα |
| Χώρος Εργασίας (Χ) | 0 (ΟΧΙ) | | 1 (ΝΑΙ) |

Πίνακας 2. Το σύνολο των δεικτών και το σύνολο των πιθανών τιμών των δεικτών των καθηκόντων που επιλέγονται

Συνεχίζοντας με το παράδειγμα του Πίνακα 1 από την προηγούμενη υποενότητα λαμβάνεται ο Πίνακας 3, στον οποίο τα καθήκοντα διακρίνονται πια από τις προαναφερθέντες ιδιότητες και τις τιμές τους στην ποιοτική κλίμακα. Είναι ωφέλιμο να επισημανθεί πως ο Πίνακας 1 και ο Πίνακας 3 δεν αντιστοιχούν σε κάποια συγκεκριμένη περίπτωση συναρμολόγησης.

| α/α | Όνομα Καθήκοντος | Ακ | Ασ | Β | Δ | Επ | Ερ | Π | Χ |
|-----|------------------|----|----|-----|-----|-----|----|-----|---|
| 1 | Καθήκον Α | 1 | 1 | 1 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 1 |
| 2 | Καθήκον Β | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0.5 | 0 |
| 3 | Καθήκον Γ | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 | 0 | 1 | 1 |
| 4 | Καθήκον Δ | 0 | 1 | 1 | 0.5 | 0.5 | 1 | 0 | 0 |
| 5 | Καθήκον Ε | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0.5 | 1 |

Πίνακας 3. Προσδιορισμός των τιμών των δεικτών των καθηκόντων του παραδείγματος του Πίνακα 1

5.2.3. Ταξινόμηση Καθηκόντων

Η Ταξινόμηση (Classification) είναι μια από τις βασικότερες εργασίες Εξόρυξης Δεδομένων (Data Mining – DM), με ποικίλο αριθμό εφαρμογών στο χώρο της βιομηχανίας και των οικονομικών [49]. Είναι εργασία (συνήθως) επιτηρούμενης μάθησης, η οποία αποσκοπεί στην ανακάλυψη της σχέσης ανάμεσα σε ένα γνώρισμα στόχο με ονομαστικές τιμές και σε ένα σύνολο άλλων γνωρισμάτων. Στην ταξινόμηση εφαρμόζεται ένας επαγωγικός αλγόριθμος και κατασκευάζεται ένα αντιπροσωπευτικό μοντέλο. Η διαδικασία της ταξινόμησης περιλαμβάνει 3 στάδια. Στο πρώτο στάδιο, ο αλγόριθμος επεξεργάζεται τα δεδομένα του συνόλου εκπαίδευσης και κατασκευάζει ένα μοντέλο. Στο δεύτερο στάδιο ελέγχεται η ικανότητα του μοντέλου να προβλέπει την κλάση άγνωστων παρατηρήσεων. Εάν η επίδοση του μοντέλου κριθεί ικανοποιητική, τότε ακολουθεί το τρίτο στάδιο, το οποίο συνίσταται στη χρήση του μοντέλου για τη διατύπωση προβλέψεων [50]. Τα στάδια αυτά αναλύονται παρακάτω.

Στάδιο 1 – Επιτηρούμενη Εκπαίδευση

Μια μέθοδος ταξινόμησης επεξεργάζεται ένα σύνολο δεδομένων και ανακαλύπτει σχέσεις μεταξύ της εξαρτημένης μεταβλητής και των ανεξάρτητων μεταβλητών. Το αποτέλεσμα της παραπάνω διαδικασίας είναι η δημιουργία ενός μοντέλου, του οποίου η εκπαίδευση καθοδηγείται από τις τιμές του γνωρίσματος της κλάσης και για τον λόγο αυτό η διαδικασία ονομάζεται Επιτηρούμενη Εκπαίδευση (Supervised Learning - SV) [51]. Ακριβέστερα, το γεγονός ότι στο μοντέλο παρουσιάζονται τα δεδομένα ως αντιστοιχισμένα διανύσματα εισόδου-εξόδου (ανεξάρτητων-εξαρτημένων μεταβλητών) είναι αυτό που διακρίνει την SV. Στη Μη Επιτηρούμενη Εκπαίδευση (Unsupervised Learning - UV) [52], το ίδιο το μοντέλο ανακαλύπτει τις συσχετίσεις μεταξύ των δεδομένων χωρίς να του έχουν δοθεί παραδείγματα. Το σύνολο δεδομένων, το οποίο χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου στην SV, ονομάζεται Σύνολο Εκπαίδευσης (Training Data Set - TDS). Η επιλογή του συνόλου εκπαίδευσης αποτελεί ιδιαίτερα σημαντικό στοιχείο, καθώς το μοντέλο που θα δημιουργηθεί θα αποτυπώνει τις σχέσεις που διακρίνονται στο σύνολο εκπαίδευσης [53].

Στάδιο 2 – Επικύρωση Μοντέλου

Σε αυτό το στάδιο αξιολογείται η ακρίβεια του μοντέλου, ή με άλλα λόγια, η ικανότητά του να προβλέπει επιτυχημένα την κλάση των παρατηρήσεων. Ως προς τα δεδομένα που εισέρχονται στο μοντέλο διακρίνονται 2 περιπτώσεις: α) τα δεδομένα προέρχονται από το TDS ή β) τα δεδομένα είναι εντελώς νέα/άγνωστα για το μοντέλο. Αναλύοντας τα στοιχεία των ανεξάρτητων μεταβλητών κάθε παρατήρησης, το μοντέλο προβλέπει την κλάση της παρατήρησης και στη συνέχεια συγκρίνεται η πρόβλεψη του μοντέλου με την πραγματική τιμή της. Ένα μοντέλο θα θεωρηθεί επιτυχημένο, εάν προσφέρει ικανοποιητική ακρίβεια προβλέψεων ως προς την κλάση ενός ικανοποιητικού ποσοστού παρατηρήσεων. Βέβαια, στην περίπτωση της ταξινόμησης, η διαδικασία της αξιολόγησης του μοντέλου είναι πιο περίπλοκη. Συγκεκριμένα, απαιτείται η χρήση ενός Πίνακα Σύγχυσης (Confusion Table – CT), καθώς και των μεγεθών της Ακρίβειας (Accuracy), της Ανάκλησης (Recall) και της Θετικής Προγνωστικής Αξίας (Precision) [54]. Η διαδικασία δοκιμής του μοντέλου καλείται Επικύρωση (Validation) και το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιείται για τη δοκιμή καλείται Σύνολο Επικύρωσης (Validation Set - VS) [55]. Το μοντέλο οφείλει να προβλέπει την κλάση άγνωστων παρατηρήσεων, και για το λόγο αυτό, το TDS και το VS πρέπει να περιέχουν διαφορετικές παρατηρήσεις.

Στάδιο 3 – Χρήση Μοντέλου

Εφόσον το μοντέλο εκπαιδευτεί και επικυρωθεί, θα χρησιμοποιείται για τη διατύπωση προβλέψεων. Με την εισαγωγή μιας παρατήρησης άγνωστης κλάσης, το μοντέλο αξιοποιεί τις τιμές των ανεξάρτητων μεταβλητών και υπολογίζει την τιμή της κλάσης της. Το σύνολο αυτών των παρατηρήσεων ορίζει το Σύνολο Δεδομένων Ελέγχου (Testing Data Set - TeDS).

Συμβολικά (αν και το παράδειγμα είναι πολύ μικρό για αποτελεσματική εκπαίδευση) ακολουθώντας το παράδειγμα του Πίνακα 1, παρουσιάζεται στον Πίνακα 4 ένας υποθετικός διαμερισμός των καθηκόντων-δεδομένων σε TDS, VS και TeDS για την εκτέλεση των παραπάνω σταδίων.

| a/a | Όνομα Καθήκοντος | Ακ | Ασ | Β | Δ | Επ | Ερ | Π | Χ |
|-----|------------------|----|----|-----|-----|-----|----|-----|---|
| 1 | Καθήκον Α | 1 | 1 | 1 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 1 |
| 2 | Καθήκον Β | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0.5 | 0 |
| 3 | Καθήκον Γ | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 | 0 | 1 | 1 |
| 4 | Καθήκον Δ | 0 | 1 | 1 | 0.5 | 0.5 | 1 | 0 | 0 |
| 5 | Καθήκον Ε | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0.5 | 1 |

Πίνακας 4. Επιλεγμένα TDS, VS και TeDS για το παράδειγμα του Πίνακα 1

| | | |
|-----|----|------|
| TDS | VS | TeDS |
|-----|----|------|

Κατά την εκπαίδευση, οφείλεται να αποφευχθεί η Υπερπροσαρμογή Δεδομένων (Data Overfitting – DO) του μοντέλου [56], η απομνημόνευση δηλαδή του συγκεκριμένου συνόλου εκπαίδευσης. Αποτέλεσμα της DO είναι η πτώση της επίδοσης έναντι άγνωστων παρατηρήσεων. Κριτήρια για την αξιολόγηση των μεθόδων μοντέλων ταξινόμησης αποτελούν [57]:

- **Ακρίβεια πρόβλεψης:** Διακρίνεται ως η ικανότητα του μοντέλου να προβλέπει την κλάση των άγνωστων παρατηρήσεων. Αποτελεί πολύ σημαντικό κριτήριο και μεγάλο μέρος της έρευνας προσανατολίζεται στην εύρεση τεχνικών υψηλών επιδόσεων.
- **Ανθεκτικότητα:** Αφορά την ικανότητα του μοντέλου να πραγματοποιεί ορθές προβλέψεις, όταν τα δεδομένα χαρακτηρίζονται από διαταραχές, όπως θόρυβος ή χαμένες τιμές.
- **Επεκτασιμότητα:** Ορίζεται ως η ικανότητα των μεθόδων να επεξεργαστούν μεγάλα σύνολα δεδομένων. Η υπολογιστική πολυπλοκότητα των μεθόδων είναι συνήθως συνάρτηση του πλήθους των παρατηρήσεων και μάλιστα σε σχέση περισσότερο από γραμμική. Τα ζητήματα αυτά θέτουν όρια στη δυνατότητα εφαρμογής των μεθόδων. Επομένως, οι επιλεγμένοι μέθοδοι DM οφείλουν να είναι ικανές να χειριστούν μεγάλο όγκο δεδομένα.
- **ΕρμηνευσιμότηταΠ:** Χαρακτηρίζεται ως η ικανότητα των μεθόδων να παράγουν μοντέλα κατανοητά από τον παρατηρητή. Η ερμηνευσιμότητα αποτελεί μια ιδιαίτερα σημαντική ιδιότητα των μεθόδων ταξινόμησης, καθώς είναι χρήσιμο οι χρήστες να αναγνωρίζουν τον

τρόπο λήψης αποφάσεων, ώστε να μπορούν να ερμηνεύσουν τα αποτελέσματα. Επιπροσθέτως, στο μοντέλο καταγράφονται σχέσεις μεταξύ των δεδομένων. Συνεπώς, αν το μοντέλο είναι ερμηνεύσιμο, θα αποκαλυφθούν νέες σχέσεις και η μέθοδος ταξινόμησης μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως εργαλείο ανάλυσης, ικανό να προσφέρει καινοτόμα γνώση.

- **Ταχύτητα:** Σχετίζεται άμεσα με την πολυπλοκότητα της μεθόδου και το υπολογιστικό της κόστος, αφού η ολοκλήρωση εκτενών αλγορίθμων με πολύπλοκους υπολογισμούς, προκαλούν καθυστερήσεις. Βέβαια, ο χρόνος χρήσης των μοντέλων οφείλει να είναι ιδιαίτερα μικρός.

Στα πλαίσια της ενότητας γίνεται παρουσίαση των τριών πιο διαδεδομένων μεθόδων ταξινόμησης. Οι μέθοδοι αυτές είναι τα Δένδρα Αποφάσεων, τα Νευρωνικά Δίκτυα και τα Μπαϋεσιανά Δίκτυα.

5.2.3.1. Δένδρα Αποφάσεων

Τα Δένδρα Αποφάσεων (Decision Trees – DT) [58] είναι μια από τις πιο δημοφιλείς μεθόδους ταξινόμησης. Τα DT βασίζονται στη διαδοχική διάσπαση του συνόλου δεδομένων σε υποσύνολα, με κριτήριο τις τιμές των μεταβλητών. Αναπαρίστανται με μια ανεστραμμένη δεντρική δομή, όπου κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει έναν έλεγχο στα δεδομένα, κάθε κλάδος αντιπροσωπεύει ένα αποτέλεσμα του ελέγχου και κάθε φύλλο αντιπροσωπεύει μια απόφαση ταξινόμησης. Ως προς τη δομή τους, στην κορυφή βρίσκεται ο κόμβος-ρίζα του δένδρου, σε κατώτερα επίπεδα βρίσκονται επιπλέον κόμβοι, οι οποίοι συνδέονται με ακμές με άλλα στοιχεία του δένδρου, ενώ στο κατώτερο επίπεδο κάθε κλάδου βρίσκονται τα φύλλα του δένδρου.

Αναλυτικότερα, ο κόμβος-ρίζα έχει μόνο εξερχόμενες ακμές που τον συνδέουν με στοιχεία του κατώτερου επιπέδου. Κάθε ακμή αντιπροσωπεύει ένα αποτέλεσμα του ελέγχου και το αντίστοιχο υποσύνολο των δεδομένων. Οι υπόλοιποι κόμβοι έχουν εισερχόμενες ακμές που τους συνδέουν με τους κόμβους του ανώτερου επιπέδου και εξερχόμενες ακμές που τους συνδέουν με στοιχεία του κατώτερου επιπέδου. Τέλος, τα φύλλα έχουν μόνο εισερχόμενες ακμές, οι οποίες τα συνδέουν με τους κόμβους του ανώτερου επιπέδου. Κάθε κόμβος

αντιπροσωπεύει έναν έλεγχο στα δεδομένα και αντίστοιχη διάσπαση τους σε δύο ή περισσότερα υποσύνολα, ανάλογα με το αποτέλεσμα του ελέγχου.

Αφού κατασκευαστεί το μοντέλο, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη διατύπωση προβλέψεων. Μια νέα παρατήρηση ταξινομείται ακολουθώντας μια διαδρομή από τη ρίζα μέχρι ένα φύλλο, σύμφωνα με τους ελέγχους των κόμβων. Έχουν προταθεί διάφοροι αλγόριθμοι για τη δημιουργία DT. Κάποιοι από αυτούς είναι:

- **Iterative Dichotomizer 3 - ID3 [59]** □ Διακρίνεται από μια top-down στρατηγική και το κριτήριο, με βάση το οποίο γίνεται ο διαχωρισμός των παρατηρήσεων, ονομάζεται Κέρδος Πληροφορίας (Information Gain -IG) [60]. Το IG εκφράζει τη μείωση της εντροπίας που θα προκύψει, εάν ένα σύνολο παρατηρήσεων διαχωριστεί σε υποσύνολα με βάση τις τιμές του γνωρίσματος. Για κάθε διαθέσιμο γνώρισμα υπολογίζεται το IG και επιλέγεται το γνώρισμα με τη μεγαλύτερη τιμή. Δομικά, δημιουργείται ένας αρχικός κόμβος που αντιπροσωπεύει ολόκληρο το δείγμα. Εάν όλες οι παρατηρήσεις του δείγματος ανήκουν στην ίδια κλάση, τότε ο κόμβος μετατρέπεται σε φύλλο, διαφορετικά επιλέγεται το γνώρισμα που βέλτιστα διαχωρίζει τις παρατηρήσεις του δείγματος ανάλογα με την κλάση στην οποία ανήκουν. Δημιουργούνται κλάδοι που διαχωρίζουν τις παρατηρήσεις του δείγματος. Για κάθε δυνατή τιμή του γνωρίσματος δημιουργείται ένας κλάδος. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε ένα από τα υποσύνολα του δείγματος που δημιουργήθηκαν από τους κλάδους του προηγούμενου βήματος. Η επανάληψη τερματίζεται όταν ικανοποιηθεί τουλάχιστον μία από τις επόμενες συνθήκες εξόδου:
 - α) Όλες οι παρατηρήσεις ενός κόμβου ανήκουν στην ίδια κλάση.
 - β) Δεν υπάρχουν άλλα γνωρίσματα για τον διαχωρισμό του δείγματος. Σε αυτήν την περίπτωση ο κόμβος μετατρέπεται σε φύλλο. Η απόφαση ταξινόμησης στο φύλλο είναι η κλάση που πλειοψηφεί στο συγκεκριμένο υποσύνολο παρατηρήσεων.
 - γ) Δεν υπάρχουν παρατηρήσεις που να ανήκουν στο υποσύνολο του δείγματος που ορίζει ο κλάδος
- **C4.5 [61]** □ Ο αλγόριθμος C4.5 αποτελεί επέκταση του ID3. Μια από τις βασικές βελτιώσεις αφορά το κριτήριο διαχωρισμού. Το IG τείνει να ευνοεί γνωρίσματα με μεγάλο πλήθος τιμών. Τα γνωρίσματα αυτά οδηγούν σε μεγάλο αριθμό μικρών και ομοιογενών υποσυνόλων. Σε πολλές περιπτώσεις όμως, τα γνωρίσματα αυτά δεν περιέχουν ουσιαστική

πληροφορία. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος, στον αλγόριθμο C4.5 χρησιμοποιείται το κριτήριο Λόγος Κέρδους (Gain Ratio - GR) [60]. Ο GR κανονικοποιεί το IG ως προς την εντροπία, με αποτέλεσμα να βελτιώνει την ακρίβεια και να μειώνει την πολυπλοκότητα των δένδρων. Μια άλλη σημαντική βελτίωση στον C4.5 είναι ότι, σε αντίθεση με τον ID3, μπορεί και χειρίζεται πεδία αριθμητικών τιμών. Για κάθε αριθμητικό πεδίο, ο αλγόριθμος ταξινομεί τις τιμές του, το πλήθος των οποίων είναι πεπερασμένο, σε αύξουσα σειρά, και ορίζει μια τιμή κατωφλιού. Με τον τρόπο αυτό οι παρατηρήσεις χωρίζονται σε εκείνες των οποίων η τιμή στο συγκεκριμένο πεδίο είναι μικρότερη ή ίση με την τιμή κατωφλιού και σε εκείνες που η τιμή τους είναι μεγαλύτερη. Τέλος, ο C4.5 μπορεί και χειρίζεται δεδομένα με χαμένες τιμές.

- **CART [62]:** Τα δένδρα τύπου CART (Classification And Regression Trees) παρουσιάζουν αρκετά ενδιαφέροντα χαρακτηριστικά. Ένα από τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά τους είναι ότι μπορούν να χρησιμοποιηθούν και για Ταξινόμηση (Classification) και για Παλινδρόμηση (Regression) [63], μπορούν δηλαδή να προβλέψουν και ονομαστικές τιμές κλάσης και τιμές αριθμητικών πεδίων. Τα δένδρα CART είναι δυαδικά και κάθε κόμβος μπορεί να έχει μόνο δύο κλάδους. Για το διαχωρισμό των παρατηρήσεων χρησιμοποιείται η Πρόσμειξη Gini (Gini Impurity - GI) ή το Κριτήριο Towing (Towing Criterion – TC) [64]. Στα πλεονεκτήματά τους περιλαμβάνονται οι υψηλές επιδόσεις σε ταχύτητα και ακρίβεια, καθώς και η ικανότητά τους να χειρίζονται δεδομένα με χαμένες τιμές. Επιπλέον, τα δένδρα CART είναι ικανά να εκτελέσουν κατηγοριοποίηση που λαμβάνει υπόψη το διαφορετικό κόστος σφάλματος (Cost Sensitive Classification – CSC [65]. Σε αυτήν την περίπτωση ο αλγόριθμος επιδιώκει να μειώσει τις εσφαλμένες προβλέψεις της πιο ακριβής κλάσης.

5.2.3.2. Νευρωνικά Δίκτυα

Τα Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks - NN) [66] αποτελούν ένα από τα σημαντικότερα επιτεύγματα της Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence – AI). Εμπνευσμένα από το βιολογικό νευρικό σύστημα, και ειδικότερα από τον ανθρώπινο εγκέφαλο, διαθέτουν αξιοσημείωτα χαρακτηριστικά, όπως τη δυνατότητά τους να αναπαριστούν σύνθετες εξαρτήσεις ή την ικανότητά τους να προβλέπουν την κλάση άγνωστων παρατηρήσεων. Τα NN

είναι μια τεχνική ισχυρά καθοδηγούμενη από τα δεδομένα. Αυτό σημαίνει ότι δεν επιβάλλουν αυθαίρετες υποθέσεις και ότι τα μοντέλα τους πηγάζουν από την επεξεργασία των δεδομένων. Έχουν προταθεί τύποι NN κατάλληλοι για SV, αλλά και για UV.

Βασική δομική μονάδα των NN είναι οι Νευρώνες (Neurons). Οι νευρώνες ονομάζονται επίσης κόμβοι ή κελιά. Ένας νευρώνας είναι μια στοιχειώδης υπολογιστική μονάδα, η οποία δέχεται τιμές εισόδου και υπολογίζει μια τιμή εξόδου. Οι νευρώνες συνδέονται μεταξύ τους με κατευθυνόμενα βέλη ή συνδέσεις. Μέσω των συνδέσεων ένας νευρώνας δέχεται τιμές εισόδου από άλλους νευρώνες και μεταβιβάζει την τιμή εξόδου σε περαιτέρω νευρώνες. Κάθε σύνδεση συνοδεύεται από μία αριθμητική τιμή που ονομάζεται Βάρος (Weight). Το βάρος επηρεάζει την επίδραση μεταξύ των συνδεδεμένων νευρώνων. Η τιμή εξόδου του νευρώνα A που μεταβιβάζεται στον νευρώνα B, πολλαπλασιάζεται με το βάρος της σύνδεσης των δύο νευρώνων.

Η επεξεργασία που διενεργεί ένας νευρώνας ολοκληρώνεται σε δύο στάδια. Στο πρώτο στάδιο αθροίζονται οι τιμές εισόδου. Όπως αναφέρθηκε, οι τιμές εισόδου ισούνται με τις τιμές εξόδου των συνδεδεμένων νευρώνων, πολλαπλασιασμένες με τα βάρη των αντίστοιχων συνδέσεων. Στο δεύτερο στάδιο, μετασχηματίζεται το άθροισμα των τιμών εισόδου, με χρήση μιας συνάρτησης γνωστής ως συνάρτηση ενεργοποίησης (Activation Function - AF) [67]. Η τιμή που υπολογίζεται είναι η τιμή εξόδου του νευρώνα. Οι συνδέσεις μπορεί να είναι μονόδρομες ή αμφίδρομες. Όταν ένα δίκτυο δε διακρίνεται από αμφίδρομες συνδέσεις χαρακτηρίζεται ως Δίκτυο Πρόσθιας Τροφοδότησης (Feed Forward Network - FFN), ενώ όταν περιέχει και αμφίδρομες συνδέσεις χαρακτηρίζεται ως Αναδρομικό Δίκτυο (Recurrent Network - RN) [68].

Τα FFN, τα οποία επιπλέον θα διακρίνονται από πολλά επίπεδα, είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικά για τη μοντελοποίηση σύνθετων, μη γραμμικών σχέσεων ανάμεσα σε μια εξαρτημένη μεταβλητή και πολλές ανεξάρτητες μεταβλητές. Για το λόγο αυτό, χρησιμοποιούνται συχνά σε προβλήματα κατηγοριοποίησης. Από το σύνολο αυτού του τύπου δικτύων ξεχωρίζουν οι Πολυεπίπεδοι Αισθητήρες (MultiLayer Perceptrons - MLP) [69].

Σε ένα MLP, οι νευρώνες είναι οργανωμένοι σε Στρώματα (Layers). Στη βιβλιογραφία πολλές φορές αντί για τον όρο στρώματα συναντάται ο όρος επίπεδα. Το πρώτο στρώμα ονομάζεται Στρώμα Εισόδου (Input Layer - IL). Υπάρχει ένας νευρώνας εισόδου για κάθε

ανεξάρτητη μεταβλητή. Χαρακτηριστικό των νευρώνων εισόδου είναι ότι δεν μετασχηματίζουν την τιμή της ανεξάρτητης μεταβλητής, αλλά τη δέχονται και στη συνέχεια τη μεταβιβάζουν στους επόμενους νευρώνες. Το δεύτερο στρώμα ονομάζεται Κρυφό Στρώμα (Hidden Layer - HL). Οι νευρώνες του HL δέχονται τις τιμές των νευρώνων εισόδου του IL πολλαπλασιασμένες με τα βάρη των συνδέσεων, τις αθροίζουν και μετασχηματίζουν το άθροισμα σύμφωνα με τη AF. Είναι δυνατόν να υπάρχουν παραπάνω από ένα HL. Επιπροσθέτως, είναι δυνατόν να υπάρχουν διαφορετικές AF σε νευρώνες διαφορετικών επιπέδων. Οι τιμές εξόδου των HL, πολλαπλασιασμένες με τα βάρη των συνδέσεων, διαβιβάζονται στους νευρώνες του Στρώματος Εξόδου (Output Layer - OL). Στους νευρώνες εξόδου υπολογίζεται η τελική πρόβλεψη του δικτύου. Για δυαδικά προβλήματα ταξινόμησης ένας νευρώνας εξόδου είναι αρκετός, αλλά για πιο περίπλοκα προβλήματα ταξινόμησης θα χρειαστούν παραπάνω από ένας νευρώνας.

Οι νευρώνες είναι πλήρως συνδεδεμένοι, και κάθε νευρώνας διαβιβάζει τιμές σε όλους τους νευρώνες του επόμενου στρώματος και μόνο σε αυτούς. Ο χρήστης του NN οφείλει να προκαθορίσει την αρχιτεκτονική του δικτύου πριν από την εκπαίδευση του. Επίσης, οφείλει να προκαθορίσει τη AF των νευρώνων. Η αρχιτεκτονική του δικτύου είναι σημαντική και επηρεάζει την αποτελεσματικότητα του. Στη συνέχεια ακολουθεί η Εκπαίδευση (Training) του δικτύου, η οποία συνίσταται στη ρύθμιση των βαρών των συνδέσεων. Ένας πολύ επιτυχημένος αλγόριθμος για την εκπαίδευση του δικτύου είναι η Οπισθόδρομη Διάδοση Σφάλματος (Backward Propagation of Error ή για συντομία Backpropagation - BPE) [70].

5.2.3.3. Μπαϋεσιανά Δίκτυα

Τα Μπαϋεσιανά Δίκτυα (Bayesian Network – BN) [71] αποτελούν επέκταση των Αφελών Μπαϋεσιανών Ταξινομητών (Naïve Bayes Classifier - NBC) [72]. Ωστόσο, σε αντίθεση με τους NBC δεν υποθέτουν την ανεξαρτησία των μεταβλητών εισόδου. Αντιθέτως, τα BN επιτρέπουν την ανεξαρτησία υποσυνόλων των μεταβλητών εισόδου. Ένα BN αναπαριστά τις εξαρτήσεις μεταξύ των μεταβλητών με τη χρήση ενός Κατευθυνόμενου Ακυκλικού Γράφου (Directed Acyclic Graph - DAG) [73]. Κάθε κόμβος του γράφου συμβολίζει μια μεταβλητή και κάθε βέλος συμβολίζει μια σχέση εξάρτησης. Ένα βέλος, το οποίο κατευθύνεται από τη

μεταβλητή A προς τη μεταβλητή B, δηλώνει ότι η B εξαρτάται από τη A. Η μεταβλητή A καλείται Γονέας (Parent) της B και η B καλείται Θυγατρική (Child) της A. Επιπροσθέτως, στα BN μια σημαντική έννοια είναι αυτή της υπό Συνθήκη Ανεξαρτησίας (Conditional Independence - CI). Για παράδειγμα, οι μεταβλητές A και B είναι υπό συνθήκη ανεξάρτητες, εάν οι τιμές της A, με δεδομένες τις τιμές των B και Γ, εξαρτώνται μόνο από τις τιμές της Γ.

Ο γράφος των BN καταγράφει τις σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών. Οι σχέσεις αυτές ποσοτικοποιούνται με τον Πίνακα υπό Συνθήκη Πιθανοτήτων (Conditional Probability Table - CPT) [74]. Στον πίνακα CPT καταγράφεται για κάθε μεταβλητή A, η κατανομή πιθανοτήτων $P(A|Par(A))$, όπου $Par(A)$ οι γονείς της μεταβλητής A. Αν τα δεδομένα περιέχουν N μεταβλητές A_1, A_2, \dots, A_N τότε η πιθανότητα εμφάνισης μιας παρατήρησης με τιμές a_1, a_2, \dots, a_N για τις αντίστοιχες μεταβλητές δίνεται από την παρακάτω εξίσωση.

$$p(a_1, a_2, \dots, a_N) = \prod_{i=1}^N p(A_i, Par(A_i)) \quad (5-1)$$

Ένα BN μπορεί προφανώς να χρησιμοποιηθεί ως ταξινομητής. Ένας από τους κόμβους αντιπροσωπεύει τη μεταβλητή της κλάσης. Για μια παρατήρηση υπολογίζονται οι πιθανότητες για κάθε δυνατή τιμή της κλάσης, και η παρατήρηση εκχωρείται στην πιο πιθανή κλάση. Η δημιουργία και η εκπαίδευση ενός μοντέλου BN περιλαμβάνει δύο εργασίες:

- την κατασκευή του γράφου
- τον υπολογισμό του πίνακα πιθανοτήτων CPT.

Ο υπολογισμός του CPT είναι ευκολότερο καθήκον, ειδικά εάν δεν υπάρχουν χαμένες τιμές. Εάν δεν υπάρχουν κρυφά δεδομένα, ο υπολογισμός του CPT είναι απλός και γίνεται με τρόπο αντίστοιχο με τον υπολογισμό των πιθανοτήτων στον NBC [72]. Η ύπαρξη χαμένων τιμών περιπλέκει τον υπολογισμό του CPT. Για την κατασκευή του γράφου υπάρχουν δύο εκδοχές. Κατά την πρώτη εκδοχή ο γράφος σχεδιάζεται από ανθρώπους, οι οποίοι είναι ειδικοί στο πρόβλημα το οποίο εξετάζεται. Η δεύτερη εκδοχή είναι να εξαχθεί ο γράφος από τα δεδομένα με αυτοματοποιημένο τρόπο. Η αυτόματη δημιουργία του γράφου είναι βέβαια ένα δύσκολο καθήκον.

5.2.3.4. Επιλογή Ταξινομητή

Είναι προφανές πως απαιτείται ένας ταξινομητής, έτσι ώστε τα υπάρχοντα καθήκοντα να διακριθούν σε κατηγορίες, με κριτήριο ποια μέλη του διαθέσιμου δυναμικού μπορούν να τα εκτελέσουν, καθώς και τη συνεργασία που απαιτείται μεταξύ αυτών. Όπως αναφέρθηκε, οι πιθανές κατηγορίες διακρίνονται ως:

- α) εκτελέσιμα μόνο από τον άνθρωπο (**A**)
- β) εκτελέσιμα μόνο από το ρομπότ (**P**)
- γ) εκτελέσιμα από τον άνθρωπο ή από το ρομπότ (**A/P**)
- δ) εκτελέσιμα μόνο με τη συνεργασία του ανθρώπου με το ρομπότ (**A+P**)

Αναλύοντας τις παραπάνω μεθόδους και εκτιμώντας τα πλεονεκτήματα τους έγινε η καταληκτική επιλογή του είδους του ταξινομητή που θα χρησιμοποιηθεί για την ταξινόμηση των καθηκόντων της παρούσας εργασίας. Ως αποτέλεσμα επιλέχτηκε η μέθοδος των DT, αφού διακρίνεται από ένα σύνολο πλεονεκτημάτων, ιδιαίτερα συμβατών με τους σκοπούς της εφαρμογής. Πιο συγκεκριμένα, σε σχέση με τις υπόλοιπες μεθόδους ταξινόμησης, τα DT απαιτούν ελάχιστη επεξεργασία για την προετοιμασία των δεδομένων. Μάλιστα, αν και δεν είναι ιδιαίτερα σημαντικό για την παρούσα εφαρμογή λόγω της φύσης των δεδομένων που επιλέγονται, τα DT δεν προϋποθέτουν ούτε την κανονικοποίηση ούτε την κλιμάκωση των δεδομένων. Επιπροσθέτως, τα DT δεν κάνουν αυθαίρετες υποθέσεις για τη γραμμικότητα της σχέσης μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και εξόδου ή για την ανεξαρτησία των μεταβλητών εισόδου, ενώ μπορούν να χειριστούν δεδομένα με χαμένες τιμές. Πέρα από αυτά, στα DT η αναπαράσταση της γνώσης γίνεται με κατανοητό τρόπο και είναι εύκολη η εξαγωγή κατανοητών κανόνων. Για παράδειγμα, μπορεί εύκολα να μετατραπεί η δομή τους σε ένα σύνολο κανόνων της μορφής EAN-TOTE. Αντιθέτως, τα μοντέλα άλλων μεθόδων, όπως τα NN και οι BN, λειτουργούν περισσότερο ως “μαύρα κουτιά”.

Ως προς το είδος του αλγορίθμου που θα επιστρατευτεί για το σχηματισμό του DT, επιλέγεται ο αλγόριθμος CART. Το κριτήριο διαχωρισμού που θα επιλεγεί είναι η GI. Η GI αποτελεί μια εναλλακτική έκδοση εντοπισμού της Εντροπίας (Entropy) [75]. Ορίζεται ως το μέτρο το οποίο φανερώνει τη συχνότητα με την οποία ένα τυχαίο στοιχείο από το σύνολο

δεδομένων ταξινομείται λανθασμένα, με βάση την κατανομή των ιδιοτήτων στο προκαθορισμένο υποσύνολο. Μαθηματικά μπορεί να οριστεί ως:

$$GI(i) = 1 - \sum_{i=1}^N [p(i)]^2 \quad (5-2)$$

όπου:

$p(i)$: η πιθανότητα μιας ταξινόμησης i

$GI(i)$: η πιθανότητα της GI μιας ταξινόμησης i

Είναι φανερό πως η GI χαρακτηρίζεται από έναν απλό τετραγωνισμό και μια αφαίρεση, γεγονός που την καθιστά αισθητά υπολογιστικά φθηνότερη από την εφαρμογή της μεθόδου της εντροπίας ή του TC . Για τον υπολογισμό της $p(i)$ θα γίνει αναφορά στο Κεφάλαιο 8.

Ο $CART$ είναι μη παραμετρικός και επομένως δεν βασίζεται σε δεδομένα που ανήκουν σε συγκεκριμένο τύπο κατανομής. Παράλληλα, διαθέτει έναν εξαιρετικά γρήγορο αλγόριθμο εκπαίδευσης και δεν επηρεάζεται σημαντικά από ακραίες τιμές των μεταβλητών εισόδου. Επίσης, ενσωματώνει στις δοκιμές του, τόσο τα στοιχεία του TS , όσο και τα στοιχεία του Συνόλου Επικύρωσης μέσω Διασταύρωσης ($Cross\ Validation\ Set - CVS$) για να εκτιμήσει με μεγαλύτερη ακρίβεια την ποιότητα του μοντέλου. Ο $CART$ είναι δυνατόν να χρησιμοποιήσει τις ίδιες μεταβλητές περισσότερες από μία φορές σε διαφορετικά σημεία του δέντρου. Αυτή η ικανότητα μπορεί να αποκαλύψει πολύπλοκες αλληλεξαρτήσεις μεταξύ του συνόλου των μεταβλητών. Προφανώς, το στάδιο της ανάθεσης καθηκόντων θα αναλυθεί σε επόμενο κεφάλαιο.

5.2.3.5. Αξιολόγηση Επιλεγμένου Ταξινομητή

Στη Μηχανική Μάθηση ($Machine\ Learning - ML$), χρησιμοποιούνται συχνά τα μοντέλα ταξινόμησης για να προκύπτουν προβλέψεις για τα δεδομένα κάποιου πληθυσμού δεδομένων. Η ταξινόμηση αποτελεί μια διαδικασία της SV , η οποία μπορεί να επεξεργαστεί δεδομένα από διαφορετικές κατηγορίες. Το TDS εκπαιδεύει το μοντέλο, ώστε να είναι ικανό να προβλέπει άγνωστες τιμές ως προς τα δεδομένα του πληθυσμού. Ανεξάρτητα του είδους του αλγορίθμου που θα χρησιμοποιηθεί για την ταξινόμηση θα πρέπει να αξιολογηθεί η αποτελεσματικότητά του.

Όπως αναφέρθηκε σε προηγούμενη υποενότητα, η διαδικασία της αξιολόγησης ενός μοντέλου ταξινόμησης είναι πιο περίπλοκη από τα υπόλοιπα μοντέλα της ML. Στη συγκεκριμένη εφαρμογή θα επιστρατευτεί η μέθοδος του CT [76]. Ο CT αποτελεί μια σύνοψη των αποτελεσμάτων πρόβλεψης σε ένα πρόβλημα ταξινόμησης. Το πλήθος των σωστών και των λανθασμένων προβλέψεων καταγράφονται και κατανέμονται σε κατάλληλες κλάσεις. Με άλλα λόγια, ο πίνακας σύγχυσης φανερώνει τους τρόπους με τους οποίους το μοντέλο “συγχίζεται” από τα σφάλματα των προβλέψεων του. Ο CT παρουσιάζει όχι απλά τα σφάλματα που εκτέλεσε ο ταξινομητής, αλλά το σημαντικότερο τα είδη των λαθών. Στον Πίνακα 5 διακρίνεται η γενική μορφή ενός CT, στην περίπτωση δυαδικής κατηγοριοποίησης.

| | | Πραγματικές Τιμές | |
|---------------------|--------------|-------------------|----------------|
| | | Αληθής (1) | Λανθάνουσα (0) |
| Προβλεπόμενες Τιμές | Θετική (1) | ΑΘ | ΛΘ |
| | Αρνητική (0) | ΛΑ | ΑΑ |

Πίνακας 5. Γενική μορφή Πίνακα Σύγχυσης

Τα στοιχεία που εμφανίζονται στον γενικής μορφής CT επεξηγούνται παρακάτω.

- **Αληθής Θετική (ΑΘ):** Η τιμή της πρόβλεψης είναι θετική και προέκυψε αληθής. Τόσο η πραγματική, όσο η προβλεπόμενη τιμή της παρατήρησης ισούται με 1.
- **Αληθής Αρνητική (ΑΑ):** Η τιμή της πρόβλεψης είναι αρνητική και προέκυψε αληθής. Τόσο η πραγματική, όσο η προβλεπόμενη τιμή της παρατήρησης ισούται με 0.

- **Ψευδώς Θετική (ΨΘ):** Η τιμή της πρόβλεψης είναι θετική και προέκυψε ψευδής. Αποτελεί Σφάλμα Τύπου I (Error Type I - ETI⁶). Η πραγματική τιμή της παρατήρησης ισούται με 0, ενώ η προβλεπόμενη τιμή της παρατήρησης ισούται με 1.
- **Ψευδώς Αρνητική (ΨΑ):** Η τιμή της πρόβλεψης είναι αρνητική και προέκυψε ψευδής. Αποτελεί Σφάλμα Τύπου II (Error Type II - ETII⁷). Η πραγματική τιμή της παρατήρησης ισούται με 1, ενώ η προβλεπόμενη τιμή της παρατήρησης ισούται με 0.

Πέρα της γραφικής μεθόδου αξιολόγησης των μεθόδων ταξινόμησης που αποτελεί ο CT, απαραίτητος είναι ο προσδιορισμός των μεγεθών της Ακρίβειας, της Ανάκλησης και της Θετικής Προγνωστικής Αξίας [76]. Τα παραπάνω στοιχεία είναι ιδιαίτερα σημαντικά για τα πολύ ευαίσθητα μοντέλα.

Η Ακρίβεια ορίζεται ως ο λόγος του συνολικού αριθμού των ορθά ταξινομημένων παραδειγμάτων (ΑΘ + ΨΑ) διαιρούμενος προς τον συνολικό αριθμό των παραδειγμάτων (ΑΘ + ΑΑ + ΨΘ + ΨΑ).

$$AKP = \frac{A\Theta + \Psi A}{A\Theta + A\Lambda + \Psi\Theta + \Psi A} \quad (5-3)$$

Ωστόσο, υπάρχουν προβλήματα με την Ακρίβεια. Συγκεκριμένα, υποθέτει ίδιο κόστος για τα δύο είδη σφαλμάτων. Με άλλα λόγια, η υψηλή Ακρίβεια δεν εξασφαλίζει την αποτελεσματική λειτουργία ενός μοντέλου. Για αυτό το λόγο απαιτείται και η χρήση των παρακάτω μεγεθών.

Η Ανάκληση ορίζεται ως ο λόγος του συνολικού αριθμού των ορθά ταξινομημένων αληθών παραδειγμάτων (ΑΘ) διαιρούμενος προς το άθροισμα των αληθών παραδειγμάτων (ΑΘ+ΨΑ).

$$ANA = \frac{A\Theta}{A\Theta + \Psi A} \quad (5-4)$$

Υψηλή τιμή της Ανάκληση (μικρή τιμή του μεγέθους ΨΑ) υποδεικνύει πως η συγκεκριμένη κλάση αναγνωρίζεται επιτυχημένα και αναγνωρίζεται ορθά.

⁶ Το Σφάλμα Τύπου I (Error Type I – ETI) εμφανίζεται όταν απορρίπτεται η μηδενική υπόθεση, η οποία δεν πρέπει να είναι πραγματική.

⁷ το Σφάλμα Τύπου II (Error Type I – ETII) προκύπτει όταν παρόλο που μια εναλλακτική υπόθεση είναι πραγματική, αδυνατεί να απορριφθεί η μηδενική υπόθεση.

Η Θετική Προγνωστική Αξία (ΘΠΑ) ορίζεται ως ο λόγος του συνολικού αριθμού των ορθά ταξινομημένων αληθών παραδειγμάτων (ΑΘ) διαιρούμενος προς τον συνολικό αριθμό των προβλεπόμενων θετικών παραδειγμάτων (ΑΘ + ΨΘ).

$$\Theta\text{ΠΑ} = \frac{A\Theta}{A\Theta + \Psi\Theta} \quad (5-5)$$

Υψηλή τιμή της ΘΠΑ (μικρή τιμή του μεγέθους ΨΘ) υποδεικνύει πως η συγκεκριμένη κλάση που χαρακτηρίζεται ως θετικό είναι πραγματικά θετικό.

Για να κατανοηθεί καλύτερα η ανάγκη για την ύπαρξη των 2 αυτών μεγεθών παρουσιάζονται οι παρακάτω καταστάσεις:

- **Υψηλή ANA - Χαμηλή ΘΠΑ:** Αυτό σημαίνει ότι τα περισσότερα από τα θετικά παραδείγματα αναγνωρίζονται ορθά (μικρή τιμή του μεγέθους ΨΑ), αλλά υπάρχουν πολλά ψευδώς θετικά.
- **Χαμηλή ANA - Υψηλή ΘΠΑ:** Αυτό σημαίνει ότι τα περισσότερα από τα θετικά παραδείγματα δεν ανιχνεύονται (μεγάλη τιμή του μεγέθους ΨΑ), αλλά αυτά που προσδιορίζονται είναι πράγματι ορθά (μικρή τιμή του μεγέθους ΑΘ).

Περιπτώσεις που χαρακτηρίζονται από τις ανάντη καταστάσεις είναι πολλές φορές δύσκολο να συγκριθούν στην παρούσα μορφή των ορισμένων μεγεθών. Επομένως, είναι δυνατόν να οριστεί ένα συνιστάμενο μέγεθος της Ανάκλησης και της ΘΠΑ για την ευκολότερη επεξεργασία και σύγκριση των δεδομένων. Το μέγεθος αυτό θα ονομαστεί **F** και ορίζεται ως:

$$F = \frac{2 \cdot ANA \cdot \Theta\text{ΠΑ}}{ANA + \Theta\text{ΠΑ}} \quad (5-6)$$

Προφανώς, η χρήση αυτού του μεγέθους είναι ελαφρώς επικίνδυνη, καθώς η γενικότητα της φύσης του μπορεί να οδηγήσει σε αλλοιωμένα ή ακόμα και λανθασμένα αποτελέσματα. Συνεπώς, τα μεγέθη αυτά είναι αρκετά για να αξιολογηθεί η αποτελεσματικότητα του DT.

6. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΣΥΜΠΕΡΙΦΟΡΑΣ ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΥ ΠΑΡΑΓΟΝΤΑ

Τα κελιά HRC σε διαδικασίες συναρμολόγησης διακρίνονται από διάφορους παράγοντες, όπως εργαζόμενους, φορτία και μηχανήματα, καθένας από τους οποίους μπορεί να επηρεάζει την παραγωγικότητα ολόκληρου του συστήματος, είτε άμεσα, είτε έμμεσα. Ένα από τα πιο μεταβλητά στοιχεία μιας γραμμής συναρμολόγησης είναι ο ανθρώπινος παράγοντας. Έχουν διεξαχθεί αρκετές μελέτες σχετικά με τις μεθόδους βελτίωσης μιας γραμμής συναρμολόγησης, τόσο ως προς την εργονομική προοπτική του εργαζομένου [77], όσο και ως προς τις τεχνικές προσομοίωσης των συστημάτων [78]. Στη σημερινή εποχή, αρχίζουν να επεκτείνονται οι έρευνες σε τομείς που μελετούν τη φυσική και ψυχική κατάσταση του εργαζομένου και της επίδρασης αυτών στην απόδοση του [79].

Σε ένα HRC σύστημα, για να μπορέσει το ρομπότ να λειτουργήσει επιτυχώς στα πλαίσια της συνεργασίας του με τον ανθρώπινο παράγοντα, οφείλει να μπορεί να αναγνωρίσει και να προβλέψει τις ανθρώπινες ενέργειες γρήγορα και με ακρίβεια. Συνεπώς, στα πλαίσια αυτής της εργασίας, επιχειρείται η δημιουργία ενός ευφυούς συστήματος, το οποίο θα λαμβάνει ορισμένα δεδομένα ως προς τη φύση του ανθρώπου και θα προβλέπει την απόδοση του ως προς τη χρονική εκτέλεση των καθηκόντων. Τέτοιου είδους συστήματα υιοθετούνται στην υλοποίηση των μεθόδων της ML. Μάλιστα, μια από τις πιο δημοφιλείς μεθόδους πρόβλεψης αποτελούν τα Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα (Hidden Markov Models – HMM) [80], τα οποία εφαρμόζονται ευρέως σε διεργασίες που απαιτούν την πρόβλεψη της ανθρώπινης συμπεριφοράς, ακόμα και σε περιβάλλοντα έξω του βιομηχανικού χώρου, όπως η πρόβλεψη της οδηγικής συμπεριφοράς [81]. Πιο εκφραστικές τεχνικές, όπως τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks – ANN) [82] ή οι Μηχανές Boltzmann (Boltzmann Machines - BM) [83], είναι επίσης αποδοτικές ως προς τη μοντελοποίηση της ανθρώπινης συμπεριφοράς, αλλά διακρίνονται από ιδιαίτερα δύσκολη διαδικασία εκπαίδευσης, και ως συνέπεια κρίνονται ακατάλληλα για την παρούσα εφαρμογή. Για αυτούς τους λόγους, η επιλογή των HMM θεωρείται ως καταλληλότερη. Συγκεκριμένα, προτείνεται η χρήση ενός HMM, το οποίο θα λαμβάνει σαν δεδομένα τη φυσική και ψυχολογική κατάσταση του ανθρώπου και θα προβλέπει τα χρονικά όρια, μέσα στα οποία θα ολοκληρώσει την εργασία του. Η φύση και η μορφή του επιλεγμένου HMM θα αναλυθεί στις παρακάτω ενότητες.

6.1. Επίδραση της φυσιολογίας και της διάθεσης του εργαζομένου στην απόδοση του

Μέσω της βιβλιογραφίας γίνεται φανερό πως η απόδοση του ανθρώπινου εργαζομένου επηρεάζεται άμεσα από τη φυσική και τη ψυχολογική του κατάσταση, αλλά και έμμεσα από το περιβάλλον εργασίας του. Η φυσική κατάσταση του εργαζομένου είναι προφανές πως αποτελεί βασικό παράγοντα της απόδοσης του, καθώς οποιαδήποτε δυσχέρεια στις φυσικές ικανότητες του ατόμου, θα περιορίσει την εργασιακή του επίδοση. Για αυτό το λόγο δε θα υπεραναλυθεί. Αντίθετα, η ψυχολογική κατάσταση και η επίδραση της στην απόδοση του ατόμου φαίνεται να είναι μια πολύπλοκη και πολύπλευρη σχέση. Οι παραπάνω συσχετίσεις επιφέρουν μεγάλη μεταβλητότητα από εφαρμογή σε εφαρμογή, άρα δεν είναι δυνατόν να τυποποιηθούν σε ένα συνεχές μοντέλο. Βέβαια, ένα αξιοσημείωτο αντιπροσωπευτικό μέγεθος της περίπλοκης ψυχολογικής κατάστασης του εργαζομένου φαίνεται να αποτελεί η διάθεση του. Ένα επιστημονικό άρθρο, σημείο κατατεθέν για τη μελέτη της ψυχικής κατάστασης και της διάθεσης του εργαζομένου ως προς την επίδραση τους στην απόδοση του αποτελεί το [84]. Συγκεκριμένα, μελετάται η επίδραση της διάθεσης του εργαζομένου στο χρόνο εκτέλεσης των καθηκόντων σε ένα εργοστάσιο συναρμολόγησης τσαντών με τα αντίστοιχα φερμουάρ τους.

Η συναισθηματική ευφυΐα αναφέρεται στην ικανότητα κατανόησης, χρήσης και ρύθμισης διαφορετικών τύπων συναισθημάτων. Στο διάβα της ιστορίας της ρομποτικής, πολλά μηχανήματα προσπάθησαν να αναπαράγουν τη φύση των ανθρώπινων συναισθημάτων, όπου η σύγκριση με την πραγματική φύση του ανθρώπου, οδήγησε στη συνειδητοποίηση πως οι συναισθηματικές καταστάσεις είναι απαραίτητο να εισέλθουν στις τεχνολογικές πτυχές του σημερινού κόσμου. Τα ορίσματα και οι παράμετροι των συναισθηματικών χαρακτηριστικών, όπως η διάθεση, τα συναισθήματα και η συναισθηματική ικανότητα, έχουν παράγει πληθώρα ερευνών στον τομέα της ψυχολογίας. Η διάθεση μπορεί να έχει μεγάλη επίδραση, τόσο στα συναισθήματα του εργαζομένου, όσο και στις φυσικές του δράσεις. Η Θεωρία Γνωσιακής Αξιολόγησης (Cognitive Appraisal Theory - CAT) [85] ορίζει το συναίσθημα ως οργανωμένη ψυχική απόκριση σε ένα συμβάν ή αντικείμενο. Τα συναισθήματα θεωρούνται ότι διαρκούν πολύ λιγότερο χρόνο, αλλά είναι πιο έντονα και επικεντρωμένα στο στόχο από τις διαθέσεις.

Αν και τα συναισθήματα είναι πολύ αληθινά και βιώνονται καθημερινά, είναι δύσκολο να οριστούν με σαφήνεια. Οι θεωρίες αποτίμησης υποδηλώνουν ότι τα συναισθήματα συνδέονται με διαφορετικές αντιδράσεις ως προς ένα γεγονός, ένα πρόσωπο, μια οντότητα ή μια

κατάσταση. Ενώ δεν υπάρχει ορισμένη μέθοδος για την ανάλυση και την αξιολόγηση του φάσματος συναισθημάτων, διακριτές συναισθηματικές καταστάσεις επηρεάζουν διαφορετικά χαρακτηριστικά όπως σθένος, αβεβαιότητα, κίνδυνος, απόφραξη στόχου κ.λ.π. Με άλλα λόγια, τα συναισθήματα είναι πολύ σύντομες, αλλά έντονες αντιδράσεις σε ένα γεγονός, μια οντότητα, ένα άτομο ή μια κατάσταση. Συνεπώς, έχουν ιδιαίτερα σημαντικό ρόλο, τόσο ως προς τα ψυχολογικά, όσο και τα φυσιολογικά χαρακτηριστικά της λειτουργικότητας του ανθρώπου.

Η εργασία σε μια διαδικασία συναρμολόγησης έχει χαρακτηριστεί από πολλούς εργαζομένους μονότονη και βαρετή. Επιπροσθέτως, τα φαινόμενα συναισθηματικής συμφόρησης και οι αναφορές πνευματικής καταπόνησης από το δυναμικό σε μια γραμμή συναρμολόγησης φαίνεται να είναι ιδιαίτερα αυξημένες σε μέρες, στις οποίες οι εργαζόμενοι δηλώνουν πως είχαν μια “κακή μέρα”. Φυσικά, η μεταβλητότητα του ψυχολογικού φορτίου ανάμεσα σε μια “καλή” και μια “κακή μέρα” σημαίνει πως είναι απαραίτητες οι πολλές μετρήσεις μεταξύ πολλών ημερών, ώστε να προσδιοριστούν τα συνήθη επίπεδα φορτίου κάθε ατόμου. Επιπροσθέτως, σχέσεις μεταξύ αναφορών αυτοαξιολόγησης και μετρήσεων νευροδιαβιβαστών φανερώνουν πως, το ανθρώπινο δυναμικό ανταπεξέρχεται στις απαιτήσεις της εργασίας ανάλογα με τα επίπεδα της συναισθηματικής διέγερσης που υφίσταται [86]. Όμως, δε φαίνεται να προκύπτει κάποιο συνεχές μοντέλο συσχέτισης μεταξύ των αναφορών αυτοαξιολόγησης και της καρδιαγγειακής δράσης. Πιθανότατα αυτό οφείλεται στο γεγονός, πως οι δείκτες για την καρδιαγγειακή δράση αναπαράγουν στιγμιαία διέγερση που ανταποκρίνεται όμως στο σύνολο της εργατικής περιόδου. Τέλος, η σχέση μεταξύ του φυσιολογικού και του ψυχολογικού φορτίου χαρακτηρίζεται ως άμεση, αλλά περίπλοκη.

Προφανώς, η φυσιολογία του ανθρώπου παίζει πολύ σημαντικό ρόλο στην απόδοση του κατά την εκτέλεση καθηκόντων. Τα φαινόμενα που περιγράφηκαν παραπάνω επηρεάζουν έμμεσα και τη φυσιολογική κατάσταση του εργαζομένου. Φυσικά, η υποβιβασμένη κατάσταση της φυσιολογίας του εργαζομένου θα επηρεάσει αρνητικά την αποδοτικότητα του, αλλά όπως αναφέρθηκε, η συσχέτιση αυτή χαρακτηρίζεται από μεταβλητότητα που προκαλεί δυσκολίες στη συνεχή μοντελοποίηση της. Τόσο οι τεχνικές συλλογής αυτών των δεδομένων, όσο οι τεχνικές που αποσκοπούν στην πρόβλεψη τους εξερευνώνται και βελτιώνονται συνεχώς.

6.2. Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα

Τα Μαρκοβιανό Μοντέλο (Markov Model – MM) [87] διακρίνεται ως ένα στοχαστικό μοντέλο που χαρακτηρίζεται από ένα πλήθος καταστάσεων. Το MM μπορεί να μεταβαίνει μεταξύ αυτών των καταστάσεων με μια ορισμένη πιθανότητα. Ένα MM λειτουργεί με βάση την ισχυρή υπόθεση, πως η μετάβαση από μια κατάσταση A σε μια κατάσταση B, μπορεί να προβλεφθεί κατέχοντας απλά και μόνο τη γνώση της κατάστασης A. Με άλλα λόγια, δεν απαιτεί για τη λειτουργία του κάποιο αρχείο μνήμης Ένας κάπως ελεύθερος ορισμός της Υπόθεσης Markov (Markov Assumption - MA) θα μπορούσε να είναι:

Για μια ακολουθία μεταβλητών $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_i$, η MA ισχυρίζεται, πως το αποτέλεσμα μιας μελλοντικής πρόβλεψης ως προς τις πιθανότητες της ακολουθίας, θα είναι ανεξάρτητο των παρελθοντικών δεδομένων και θα εξαρτάται μόνο από την παρούσα κατάσταση.

ή εφαρμόζοντας μαθηματικούς/στατιστικούς όρους☒

$$\text{MA: } p(\mu_i = \alpha \mid \mu_1 \dots \mu_{i-1}) = p(\mu_i = \alpha \mid \mu_{i-1}) \quad (6-1)$$

Το πιο απλοϊκό MM αποτελεί η Αλυσίδα Markov (Markov Chain – MC) [88]. Η MC είναι ένα στατιστικό μοντέλο, το οποίο μεταβαίνει ακολουθιακά μεταξύ καταστάσεων ενός ορισμένου συνόλου στο διάβα του χρόνου. Λίγο πιο ειδικευμένα, μια MC χαρακτηρίζεται ως ένα μοντέλο που προσδιορίζει στοιχεία για τις πιθανότητες ακολουθιών τυχαίων μεταβλητών, κάθε μια από τις οποίες μπορεί να λάβει τιμές από κάποιο ορισμένο σύνολο. Οι τιμές αυτές μπορεί να είναι πραγματικές τιμές ή μπορεί να είναι ακόμα και αντιπροσωπευτικές ποσοστώσεις φυσικών εννοιών. Τα HMM αποτελούν ουσιαστικά επέκταση της στοχαστικής παραδοχής της MC. Η ουσιαστική διαφορά προκύπτει από το γεγονός πως τα HMM δεν παρακολουθούν άμεσα τις καταστάσεις του συστήματος, αλλά χρησιμοποιούν σχετικές πληροφορίες ή παρατηρήσεις σχετικές με αυτές.

Αναλυτικότερα, τα HMM αποτελούν στοχαστικά στατιστικά/πιθανοθεωρητικά μοντέλα Μαρκοβιανών διαδικασιών, τα οποία βασίζονται σε πεπερασμένα και ακολουθιακά χρονικά σύνολα δεδομένων. Συχνά τα HMM αντιμετωπίζονται ως μια υποκατηγορία ή ως μια ειδική μορφή των δυναμικών BN και βρίσκουν χρήση σε πληθώρα εφαρμογών, όπως στην αναγνώριση ηχητικών ή οπτικών μοτίβων [89], βιοπληροφορική κ.α. [90]. Ένα HMM πρώτης τάξης λειτουργεί με βάση δύο στοχαστικές παραδοχές. Η πρώτη είναι η MA η οποία διακρίνει

και τα MC, ενώ η δεύτερη ονομάζεται ως Ανεξαρτησία Εξόδου (Output Independence – OI) και απαιτεί η πιθανότητα μιας παρατήρησης εξόδου π_i να εξαρτάται μόνο από την κατάσταση που την παρήγαγε και όχι από οποιαδήποτε άλλη κατάσταση ή παρατήρηση. Με άλλα λόγια:

$$\text{OI: } p(\pi_i | \mu_1 \dots \mu_i, \dots, \mu_T, \pi_1, \dots, \pi_i, \dots, \pi_T) = p(\pi_i | \mu_i) \quad (6-2)$$

Εφόσον οι καταστάσεις δεν είναι άμεσα προσβάσιμες για το μοντέλο, αλλά αξιοποιούνται οι αντιπροσωπευτικές σχετικές παρατηρήσεις που τις χαρακτηρίζουν, θα χρησιμοποιηθεί ο όρος “κρυφές” για να τις χαρακτηρίσει. Είναι σημαντικό να επισημανθεί ότι ο όρος “κρυφές”, αναφέρεται μόνο στις καταστάσεις της MC, και όχι στις παραμέτρους του μοντέλου.

6.3. Δομή Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων

Για το σχηματισμό και τη λειτουργία ενός HMM απαιτείται ο προσδιορισμός των παρακάτω μεγεθών:

1. Οι n Καταστάσεις (States) του μοντέλου:

$$K = \{K_i\} \text{ με } 1 \leq i \leq n \quad (6-3)$$

Το πλήθος των κρυφών καταστάσεων δεν είναι πάντα εύκολο να προσδιοριστεί. Η μέθοδος επιλογής μοντέλου οφείλει να βρει ένα απλό, υψηλής ποιότητας μοντέλο. Υπάρχει ένα πλήθος ποικίλων μεθόδων προσδιορισμού του επιθυμητού μοντέλου, όμως στην παρούσα εργασία θα επιστρατευτούν το Κριτήριο Πληροφορίας Bayesian (Bayesian Information Criterion - BIC) [91] σε συνδυασμό με την Επικύρωση μέσω Διασταύρωσης (Cross Validation – CV), οι οποίες θα αναλυθούν σε επόμενη υποενότητα.

2. Οι m Παρατηρήσεις (Observations) για την κάθε κατάσταση του μοντέλου:

$$\Pi = \{\Pi_j\} \text{ με } 1 \leq j \leq m \quad (6-4)$$

Αποτελούν τις εξόδους της φυσικής μοντελοποίησης που προηγήθηκε. Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, οι τιμές αυτές μπορεί να είναι πραγματικές τιμές ή μπορεί να είναι ακόμα και αντιπροσωπευτικές ποσοστώσεις φυσικών εννοιών. Εάν οι παρατηρήσεις είναι σε συνεχή χρόνο, το $m \rightarrow \infty$.

3. Ο Πίνακας Πιθανοτήτων Μετάβασης Κατάστασης - ΠΜΚ:

$$\text{ΠΜΚ} = \{\text{ΠΜΚ}_{ij}\} \text{ με } 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n \quad (6-5)$$

όπου ΠΜΚ_{ij} είναι η πιθανότητα μετάβασης από την κατάσταση K_i κατά την χρονική στιγμή $t-1$, στην κατάσταση K_j την χρονική στιγμή t .

Η δομή του παραπάνω στοχαστικού πίνακα ορίζει και την δομή του συστήματος που κατασκευάζεται από το μοντέλο. Για αυτό το λόγο θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη ορισμένες συνθήκες, ώστε να εξασφαλιστεί η αποτελεσματική δημιουργία του ΠΜΚ. Καταρχήν, οι πιθανότητες μετάβασης θα πρέπει να πληρούν τις κανονικές συνθήκες των στοχαστικών μεταβλητών. Αναλυτικότερα όμως:

- Για να είναι κάθε στάδιο προσβάσιμο από οποιοδήποτε άλλο βήμα θα πρέπει να ισχύει:

$$\text{ΠΜΚ}_{ij} \geq 0 \text{ με } 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n \quad (6-6)$$

$$\sum_{j=1}^n \text{ΠΜΚ}_{ij} = 1 \text{ με } 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n \quad (6-7)$$

- Αν το στοιχείο ΠΜΚ_{ij} είναι 0, θα παραμείνει 0 ακόμη και μετά την διαδικασία εκπαίδευσης. Συνεπώς, δε θα υπάρξει μετάβαση από την κατάσταση K_i στην K_j . Με άλλα λόγια:

Το σύνολο των πιθανοτήτων μετάβασης από την κατάσταση K_i κατά την χρονική στιγμή $t-1$, στην κατάσταση K_j την χρονική στιγμή t μπορεί να οριστεί ως:

$$\text{ΠΜΚ}_{ij} = p\{\mu_t = K_j \mid \mu_{t-1} = K_i\} \text{ με } 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n \quad (6-8)$$

όπου η μεταβλητή μ_t αναφέρεται στην παρούσα κατάσταση, ενώ η μεταβλητή μ_{t-1} αναφέρεται στην ακριβώς προηγούμενη κατάσταση.

Τέλος, ο ΠΜΚ μπορεί να λάβει τη μητρική μορφή:

$$\text{ΠΜΚ} = \begin{bmatrix} \text{ΠΜΚ}_{11} & \dots & \text{ΠΜΚ}_{1n} \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \text{ΠΜΚ}_{n1} & \dots & \text{ΠΜΚ}_{nn} \end{bmatrix} \quad (6-9)$$

4. Ο Πίνακας Πιθανοτήτων Εκπομπής των Παρατηρήσεων για κάθε κατάσταση - ΠΠ:

$$\text{ΠΠ} = \{\text{ΠΠ}_j(k)\} \text{ με } 1 \leq j \leq n, 1 \leq k \leq m \quad (6-10)$$

όπου $\text{ΠΠ}_j(k)$ είναι η πιθανότητα για το σύμβολο Π_k να εκπέμπεται στην κατάσταση K_j .

Οι πιθανότητες εκπομπής των παρατηρήσεων μπορούν να είναι είτε ένας αριθμός, είτε μια κατανομή, όπως η Γκαουσιανή (Gaussian) [92]. Στις περισσότερες εφαρμογές θα αξιοποιηθούν ο μέσος όρος και η διακύμανση. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, οι πιθανότητες εκπομπών των παρατηρήσεων να λάβουν τη μορφή διανυσμάτων.

Το σύνολο των πιθανοτήτων εκπομπής των παρατηρήσεων για κάθε κατάσταση την χρονική στιγμή t , μπορεί να οριστεί ως:

$$\Pi \Pi_j(k) = p\{\mu_t = K_j \mid \pi_t = \Pi_k\} \text{ με } 1 \leq j \leq n, 1 \leq k \leq m \quad (6-11)$$

όπου:

Π_k : το k -οστό σύμβολο παρατήρησης στην αλφάβητο του μοντέλου και

μ_t : το τρέχον διάνυσμα παραμέτρων.

Όπως και στην περίπτωση του ΠΜΚ θα πρέπει να τηρούνται παρόμοιες συνθήκες, ώστε να εξασφαλιστεί η αποτελεσματική δημιουργία του ΠΠ. Πιο συγκεκριμένα:

- Για να είναι κάθε στάδιο προσβάσιμο από οποιοδήποτε άλλο βήμα θα πρέπει να ισχύει:

$$\Pi \Pi_j(k) \geq 0 \text{ με } 1 \leq j \leq n, 1 \leq k \leq m \quad (6-12)$$

$$\sum_{k=1}^m \Pi \Pi_j(k) = 1 \text{ με } 1 \leq j \leq n, 1 \leq k \leq m \quad (6-13)$$

- Εάν οι παρατηρήσεις είναι σε συνεχή χρόνο, τότε θα έπρεπε να χρησιμοποιηθεί συνεχής συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας, σε αντίθεση με τις διακριτές παρατηρήσεις. Συνήθως για την συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας γίνεται μια προσέγγιση από ένα άθροισμα με συντελεστές βάρους, m κανονικών κατανομών:

$$\Pi \Pi_j = \sum_{k=1}^m c_{jk} N(\mu_{jk}, \sigma_{jk}, O_t) \quad (6-14)$$

όπου:

c_{jk} : συντελεστές βάρους

για τα οποία ισχύει:

$$c_{jk} \geq 0 \text{ με } 1 \leq j \leq n, 1 \leq k \leq m \quad (6-15)$$

$$\sum_{k=1}^m c_{jk} = 1 \text{ με } 1 \leq j \leq n, 1 \leq k \leq m \quad (6-16)$$

μ_{jk} : διανύσματα μέσω

σ_{jk} : πίνακες συνδιακύμανσης

5. Η Πιθανότητα Αρχικής Κατάστασης - ΠΑΚ:

$$\alpha = \{\alpha_i\} \text{ με } 1 \leq i \leq n \quad (6-17)$$

όπου α_i είναι η πιθανότητα ότι το μοντέλο βρίσκεται στην κατάσταση K_i τη χρονική στιγμή $t = 0$ για $\alpha_i = p\{\mu_i = K_i\}$ με $1 \leq i \leq n$ (6-18)

Κατά τον ορισμό του μοντέλου έμμεσα, αλλά φανερά, ορίζουμε τη διακριτή ή συνεχή του φύση. Υπάρχει ακόμη και η περίπτωση ενός μικτού μοντέλου με διακριτά αλλά και συνεχή στοιχεία. Συνήθως για τον ορισμό διακριτού μοντέλου, το οποίο αντιστοιχεί και στην παρούσα εργασία, χρησιμοποιείται η μορφή:

$$\lambda = (\text{ΠΜΚ}, \text{ΠΠ}, \alpha) \quad (6-19)$$

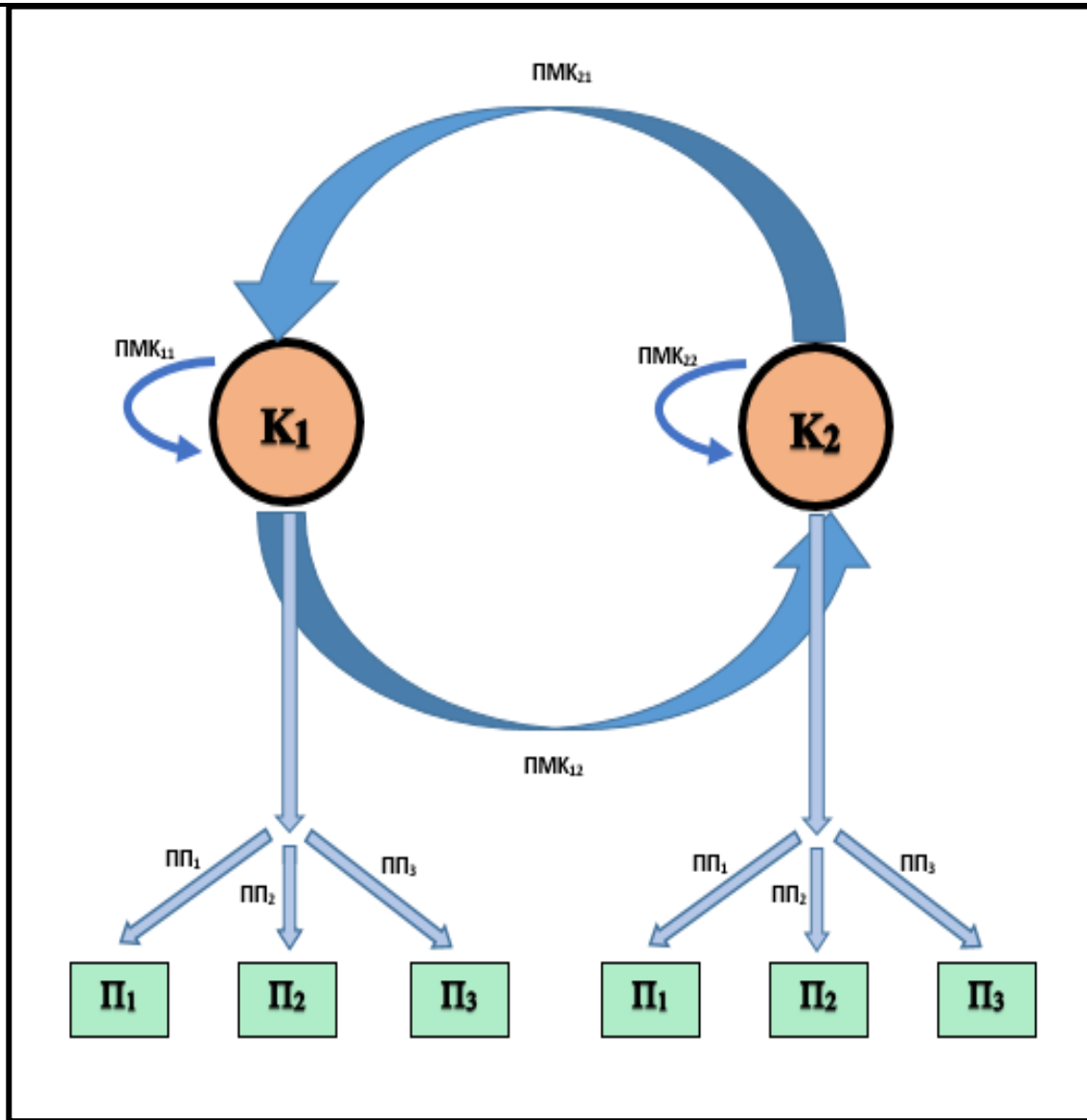
και για τον ορισμό συνεχούς μοντέλου:

$$\lambda = (\text{ΠΜΚ}, c_{jk}, \mu_{jk}, \sigma_{jk}, \alpha) \quad (6-20)$$

6.4. Παράδειγμα Κρυφού Μαρκοβιανού Μοντέλου

Για να γίνουν κατανοητά τα λεγόμενα της παραπάνω, περιγράφεται ένα απλό παράδειγμα. Θα χρησιμοποιηθεί ένα απλό HMM, με στόχο να επιχειρεί να αναγνωρίζει την κατάσταση του καιρού, η οποία διατηρείται “κρυφή” από το μοντέλο, με δεδομένο/παρατήρηση τον αριθμό ποτηριών νερού που καταναλώνει ένας άνθρωπος. Θεωρείται λοιπόν πως το μοντέλο διακρίνεται από 2 Καταστάσεις (K_1 και K_2), οι οποίες ανταποκρίνονται στις περιπτώσεις του “καλού” και του “κακού” καιρού ($K_1 =$ “καλός” καιρός και $K_2 =$ “κακός” καιρός). Αντίστοιχα, διακρίνονται οι 3 Παρατηρήσεις (Π_1 , Π_2 και Π_3), οι οποίες ανταποκρίνονται στις περιπτώσεις στις οποίες ο άνθρωπος επιλέγει να καταναλώσει 1,2 και 3 ποτήρια νερού ($\Pi_1 =$ 1 ποτήρι νερό, $\Pi_2 =$ 2 ποτήρια νερό και $\Pi_3 =$ 3 ποτήρια νερό). Για την περεταίρω απλούστευση του προβλήματος, θεωρείται πως ο καιρός δεν αλλάζει στο διάβα μιας ημέρας. Προφανώς, θα πρέπει να οριστούν, τόσο ο ΠΜΚ, όσο ο ΠΠ, που αντιστοιχούν στη φύση του μοντέλου. Στην Εικόνα 13 παρουσιάζεται μια γραφική απεικόνιση του μοντέλου HMM.

Ακόμα μια υπόθεση είναι ότι ο καιρός της επόμενης μέρας εξαρτάται αποκλειστικά από τον καιρό της παρούσας ημέρας. Για παράδειγμα, αν ο καιρός της παρούσας ημέρας είναι “καλός” ο προβλεπόμενος καιρός της επόμενης ημέρας θα υπολογιστεί ως:



Εικόνα 13. Παράδειγμα HMM πρόβλεψης καιρού

$$p = p\{\mu_i \mid \mu_{i-1} = K_1\} \quad (6-21)$$

Αυτό δεν είναι τίποτα παραπάνω από την πρακτική εφαρμογή της MA. Με άλλα λόγια το μοντέλο επιχειρεί να υπολογίσει την πιθανότητα της εμφάνισης μιας κατάστασης του καιρού με επικουρία απλά την κατάσταση του καιρού της προηγούμενης ημέρας. Το HMM λαμβάνει αυτήν την πιθανότητα και δημιουργεί έναν αυτοματισμό πρόβλεψης της πιθανότητας της κάθε φοράς επόμενης κατάστασης. Προφανώς, το HMM θα λειτουργεί με γνώμονα τις παρατηρήσεις δεδομένων που εξαρτώνται μόνο από το σύνολο των αντίστοιχων “κρυφών” καταστάσεων.

Η μοντελοποίηση ενός HMM απαιτεί:

- α) να οριστεί η αρχιτεκτονική του μοντέλου
- β) να εξασφαλιστεί η εκπαίδευση του, ώστε να προσδιοριστούν οι απαραίτητοι πίνακες πιθανοτήτων

Στην Εικόνα 13 είναι φανερή η αρχιτεκτονική του HMM του πρόβλεψης της κατάστασης του καιρού. Παρατηρείται λοιπόν πως υπάρχουν 2 Καταστάσεις (K_1 και K_2) οι οποίες φέρουν στους σχετικούς άξονες την Πιθανότητα Μετάβασης Κατάστασης από τη μια Κατάσταση στην άλλη. Παράλληλα, διακρίνονται και τα 3 σύμβολα Παρατηρήσεων (Π_1, Π_2 και Π_3) με τις αντίστοιχες Πιθανότητες Εκπομπής των Παρατηρήσεων για κάθε κατάσταση στους σχετικούς άξονες. Όμως οι απεικονίσεις αυτές είναι συμβολικές και δε φέρουν πραγματικές τιμές. Στην υπόλοιπη έκταση αυτού του κεφαλαίου θα παρουσιαστεί μια τυπική εκπαίδευση αυτού του HMM, δηλαδή ο προσδιορισμός του ΠΜΚ και του κάθε ΠΠ.

Έστω πως λαμβάνεται το παρακάτω υποθετικό δείγμα 16 διαδοχικών ημερών ως προς τις καταστάσεις του καιρού:

| | | | | | | | | |
|-----------|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Ημέρα | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| Κατάσταση | | | | | | | | |

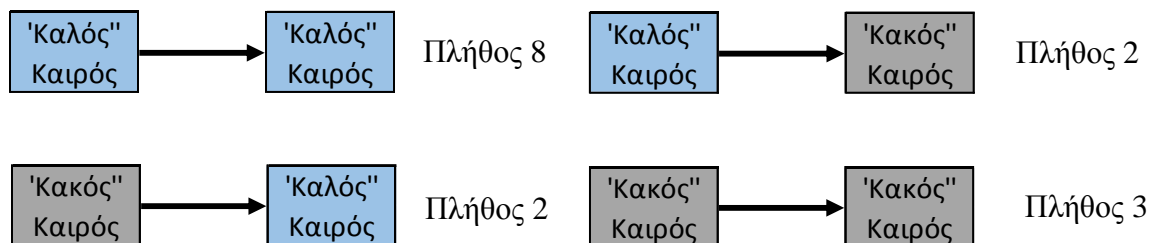
| | | | | | | | | |
|-----------|---|----|----|----|----|----|----|----|
| Ημέρα | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 |
| Κατάσταση | | | | | | | | |

'Καλός'
Καιρός

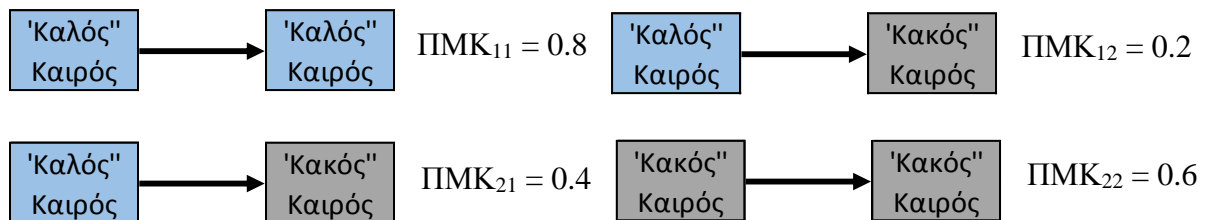
'Κακός'
Καιρός

Εικόνα 14. Παράδειγμα 16 διαδοχικών ημερών ως προς τις καταστάσεις του καιρού

Καταμετρώντας το σύνολο των ακολουθιών παρατηρούνται τα παρακάτω σύνολα:



Πιο συγκεκριμένα, διακρίνονται 10 περιπτώσεις όπου η αρχική κατάσταση είναι “καλός” καιρός, από τις οποίες οι 8 ακολουθούνται από “καλό” καιρό (ΠΜΚ₁₁ = 0.8) και οι υπόλοιπες 2 από “κακό” καιρό (ΠΜΚ₁₂ = 0.2). Αντίστοιχα, διακρίνονται 5 περιπτώσεις όπου η αρχική κατάσταση είναι “κακός” καιρός, από τις οποίες οι 3 ακολουθούνται από “κακό” καιρό (ΠΜΚ₂₂ = 0.6) και οι υπόλοιπες 2 από “καλό” καιρό (ΠΜΚ₂₁ = 0.4). (Υπενθυμίζεται πως Κ₁ = “καλός” καιρός και Κ₂ = “κακός” καιρός.) Επομένως, παρουσιάζονται οι Πιθανότητες Μετάβασης Κατάστασης από τη μια Κατάσταση στην άλλη, για την κάθε περίπτωση ως:



και προκύπτει ο ΠΜΚ:

$$\text{ΠΜΚ} = \begin{vmatrix} \text{ΠΜΚ}_{11} & \text{ΠΜΚ}_{12} \\ \text{ΠΜΚ}_{21} & \text{ΠΜΚ}_{22} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0.8 & 0.2 \\ 0.4 & 0.6 \end{vmatrix} \quad (6-22)$$

Επιπλέον, θεωρείται πως λαμβάνεται για ένα μέρος αυτού του υποθετικού δείγματος ένα σύνολο δεδομένων που αφορούν το πλήθος των ποτηριών νερού που καταναλώνει ο άνθρωπος κάθε μέρα. Αναλυτικότερα:

| Ημέρα | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|-----------------|-----|------|-----|-----|-----|
| Κατάσταση | | | | | |
| Πλήθος Ποτηριών | Δύο | Τρία | Δύο | Δύο | Ένα |

| Ημέρα | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
|-----------------|-----|-----|------|-----|-----|
| Κατάσταση | | | | | |
| Πλήθος Ποτηριών | Δύο | Ένα | Τρία | Δύο | Ένα |

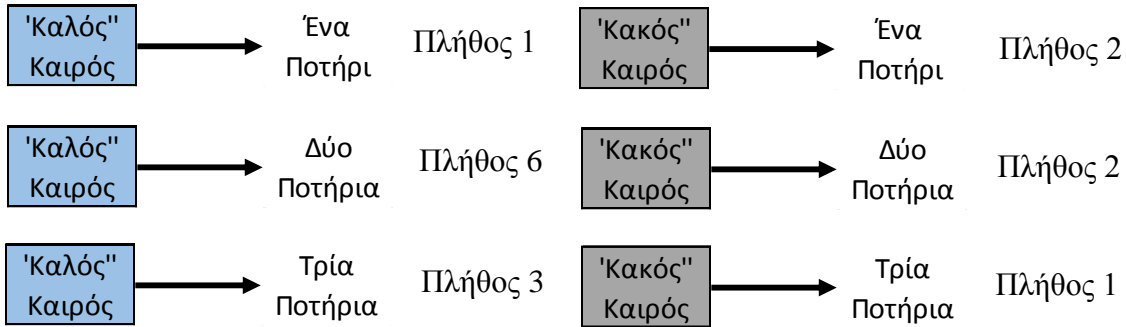
| Ημέρα | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 |
|-----------------|-----|------|-----|-----|------|
| Κατάσταση | | | | | |
| Πλήθος Ποτηριών | Δύο | Τρία | Δύο | Δύο | Τρία |

'Καλός' Καιρός

'Κακός' Καιρός

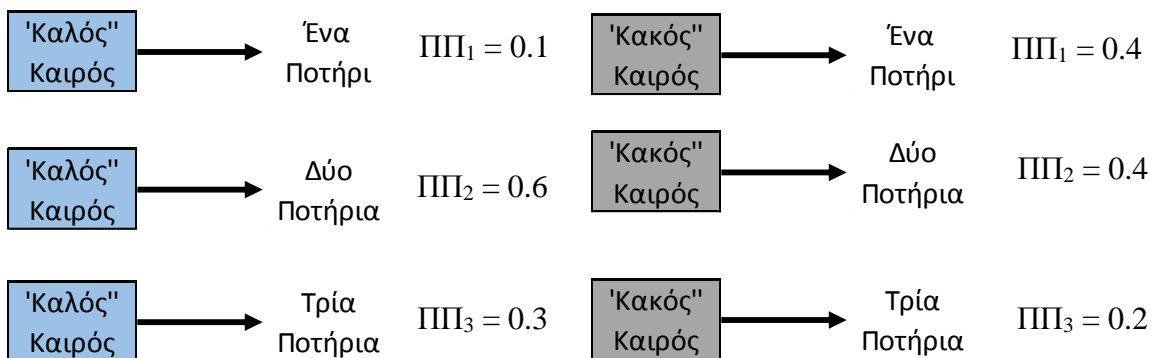
Εικόνα 15. Παράδειγμα 15 διαδοχικών ημερών ως προς τις καταστάσεις του καιρού και το πλήθος των ποτηριών νερού που καταναλώθηκε κάθε μέρα

Καταμετρώντας το σύνολο των παραπάνω συσχετίσεων παρατηρείται πως:



Πιο συγκεκριμένα, διακρίνονται 10 περιπτώσεις όπου η κατάσταση είναι “καλός” καιρός, από τις οποίες η 1 συνοδεύεται από την παρατήρηση πως καταναλώθηκε 1 ποτήρι νερό ($\Pi\Pi_1 = 0.1$), οι 6 συνοδεύεται από την παρατήρηση πως καταναλώθηκαν 2 ποτήρια νερό ($\Pi\Pi_2 = 0.6$) και οι 3 συνοδεύεται από την παρατήρηση πως καταναλώθηκαν 3 ποτήρια νερό ($\Pi\Pi_3 = 0.3$). Αντίστοιχα, διακρίνονται 5 περιπτώσεις όπου η κατάσταση είναι “κακός” καιρός, από τις οποίες οι 2 συνοδεύεται από την παρατήρηση πως καταναλώθηκε 1 ποτήρι νερό ($\Pi\Pi_1 = 0.4$), οι 2 συνοδεύεται από την παρατήρηση πως καταναλώθηκαν 2 ποτήρια νερό ($\Pi\Pi_2 = 0.4$) και η 1 συνοδεύεται από την παρατήρηση πως καταναλώθηκαν 3 ποτήρια νερό ($\Pi\Pi_3 = 0.2$). (Υπενθυμίζεται πως $\Pi_1 = 1$ ποτήρι νερού, $\Pi_2 = 2$ ποτήρια νερού και $\Pi_3 = 3$ ποτήρια νερού.) Επομένως, παρουσιάζονται οι Πιθανότητες Εκπομπής των Παρατηρήσεων για κάθε κατάσταση, για την κάθε περίπτωση ως:

Καταμετρώντας το σύνολο των παραπάνω συσχετίσεων παρατηρείται πως:

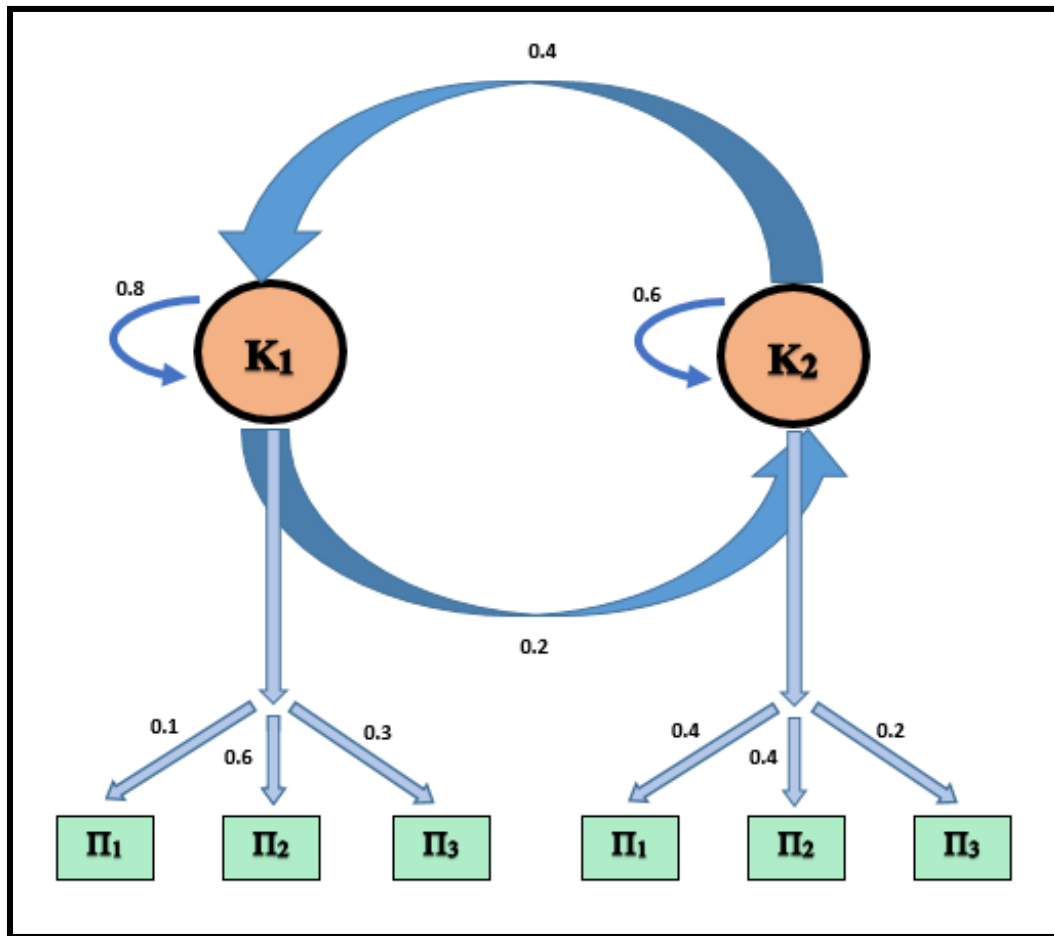


και προκύπτουν οι ΠΠ για κάθε κατάσταση:

Για την $K_1 = \text{“καλός” καιρός (6-23)}$ Για την $K_2 = \text{“κακός” καιρός (6-24)}$

$$\Pi\Pi = \begin{vmatrix} \Pi\Pi_1 \\ \Pi\Pi_2 \\ \Pi\Pi_3 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0.1 \\ 0.6 \\ 0.3 \end{vmatrix} \quad \Pi\Pi = \begin{vmatrix} \Pi\Pi_1 \\ \Pi\Pi_2 \\ \Pi\Pi_3 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0.4 \\ 0.4 \\ 0.2 \end{vmatrix}$$

Συνεπώς, η γραφική απεικόνιση του μοντέλου θα λάβει τη μορφή:



Εικόνα 16. Παράδειγμα HMM πρόβλεψης καιρού με πραγματικές τιμές στους ΠΜΚ και ΠΠ

Είναι φανερό λοιπόν πως η αποτελεσματική μοντελοποίηση ενός HMM απαιτεί:

- τον προσδιορισμό της αρχιτεκτονικής του μοντέλου και
- των προσδιορισμό των ΠΜΚ και ΠΠ

Είναι ωφέλιμο να επισημανθεί πως ο προσδιορισμός του παραπάνω HMM παρουσιάζεται για επεξηγηματικούς λόγους. Το δείγμα είναι πολύ μικρό για να προκύψουν ουσιαστικές πιθανότητες για τα ΠΜΚ και ΠΠ. Επιπροσθέτως, η εκπαίδευση ενός HMM είναι αδύνατο να πραγματοποιηθεί με αυτήν τη μέθοδο, καθώς η ακολουθία καταστάσεων είναι πάντα άγνωστη για το μοντέλο. Παρόλα αυτά, αποτελεί έναν αποτελεσματικό οδηγό για το σχεδιασμό του επικείμενου HMM που θα χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη της ανθρώπινης συμπεριφοράς στη συνέχεια της εργασίας. Στην επόμενη υποενότητα θα παρουσιαστεί το σύνολο των βασικών λειτουργιών ενός HMM.

6.5. Βασικές Λειτουργίες Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων

Ένα σεμινάριο, σημείο κατατεθέν για την ανάπτυξη και τη θεωρία των HMM, από τον Lawrence Rabiner (28 Σεπτεμβρίου 1943) το 1989, βασισμένο σε διδάγματα του Jack Ferguson κατά τη δεκαετία του 1960, εισήγαγε την ιδέα πως τα HMM διακρίνονται από 3 βασικές λειτουργίες [93]. Οι λειτουργίες αυτές είναι:

α) Λειτουργία 1 – Πιθανότητα (Likelihood)

Για ένα HMM $\lambda = (\PiΜΚ, ΠΠ)$ και μια ακολουθία παρατηρήσεων ΑΠ, είναι δυνατόν να προσδιοριστεί η πιθανότητα $p(\text{ΑΠ} \mid \lambda)$.

β) Λειτουργία 2 – Αποκωδικοποίηση (Decoding)

Για ένα HMM $\lambda = (\PiΜΚ, ΠΠ)$ και μια ακολουθία παρατηρήσεων ΑΠ, είναι δυνατόν να προσδιοριστεί η βέλτιστη ακολουθία κρυφών καταστάσεων ΑΚ.

γ) Λειτουργία 3 – Εκπαίδευση (Learning)

Για μια ακολουθία παρατηρήσεων ΑΠ και το σύνολο καταστάσεων στο HMM, είναι δυνατόν να προσδιοριστούν οι ΠΜΚ και οι ΠΠ.

Στη συγκεκριμένη εργασία θα αξιοποιηθούν ουσιαστικά οι Λειτουργίες 1 και 3, αλλά θα αναλυθούν στις επικείμενες υποενότητες το σύνολο αυτών των λειτουργιών, ώστε να κατανοηθούν ικανοποιητικά η φύση και οι ικανότητες των HMM. Ο βέλτιστος τρόπος να επεξηγηθούν οι παραπάνω λειτουργίες των HMM είναι μέσω της εφαρμογής κάποιου παραδείγματος. Θα αξιοποιηθούν για αυτό το σκοπό, τα HMM της Εικόνας 13 και της Εικόνας 16.

6.5.1. Λειτουργία 1 – Πιθανότητα

Παράδειγμα 1: Για το HMM της Εικόνας 16, ποια είναι η πιθανότητα εμφάνισης της ακολουθίας παρατηρήσεων $\text{ΑΠ} = \{1, 3, 2\}$;

Για μια MC, όπου οι παρατηρήσεις είναι ίδιες με αυτές των κρυφών γεγονότων, είναι δυνατόν να υπολογιστεί η πιθανότητα εμφάνισης της ακολουθίας παρατηρήσεων $\text{ΑΠ} = \{1, 3, 2\}$, απλά ακολουθώντας τις καταστάσεις που ταυτίζονται στις παρατηρήσεις των 1, 3, 2 και πολλαπλασιάζοντας με τους συντελεστές στους αντίστοιχους άξονες. Για ένα HMM, τα

πράγματα είναι περίπλοκα, καθώς δεν είναι δυνατόν να είναι γνωστές οι καταστάσεις που συσχετίζονται με τις αντίστοιχες παρατηρήσεις.

Σε μια ακόμα πιο απλή περίπτωση, ας θεωρηθεί πως οι καταστάσεις του καιρού είναι γνωστές και θα επιχειρηθεί να υπολογιστεί το πλήθος των ποτηριών που θα καταναλωθούν. Αυτό αποτελεί μια πολύ χρήσιμη δυνατότητα των HMM. Για μια δεδομένη ακολουθία καταστάσεων AK, είναι εύκολο να υπολογιστεί η πιθανότητα εμφάνισης της ΑΠ = {1, 3, 2}.

Σε ένα HMM, κάθε δεδομένη κρυφή κατάσταση, παράγει μια και μοναδική παρατήρηση. Συνεπώς, η AK και η ΑΠ διακρίνονται από το ίδιο μήκος. Σύμφωνα λοιπόν με την παραπάνω αρχή και με τη MA για μια συγκεκριμένη AK = {κ₁, κ₂, κ₃, ..., κ_T} και για μια συγκεκριμένη ΑΠ = {π₁, π₂, π₃, ..., π_T}, η πιθανότητα εμφάνισης της ΑΠ υπολογίζεται ως:

$$p(\text{ΑΠ} \mid \text{AK}) = \prod_{i=1}^T p(\pi_i \mid \kappa_i) \quad (6-25)$$

Θεωρείται πως η δεδομένη ακολουθία καταστάσεων θα είναι η AK = {καλός, καλός, κακός}. Η πιθανότητα για την ΑΠ = {1, 3, 2} να εμφανιστεί σε συσχέτιση με την AK = {καλός, καλός, κακός} θα υπολογιστεί με βάση τα δεδομένα της Εικόνας 16 ως:

$$p(\text{ΑΠ} \mid \text{AK}) = p(1 \mid \text{καλός}) \times p(3 \mid \text{καλός}) \times p(2 \mid \text{κακός}) \rightarrow$$
$$p(\text{ΑΠ} \mid \text{AK}) = 0.1 \times 0.3 \times 0.4 \rightarrow p(\text{ΑΠ} \mid \text{AK}) = 0.012 \text{ ή } p(\text{ΑΠ} \mid \text{AK}) = 1.2 \% \quad (6-26)$$

Όμως, όπως έχει ήδη επισημανθεί, δεν είναι στην πραγματικότητα γνωστή η AK που συνοδεύει την ΑΠ = {1, 3, 2}. Επομένως, η πιθανότητα εμφάνισης της ΑΠ = {1, 3, 2} θα υπολογιστεί αθροίζοντας όλες τις πιθανές AK του καιρού, σταθμισμένα από την πιθανότητά τους.

Καταρχάς, θα πρέπει να υπολογιστεί η συνισταμένη πιθανότητα μιας AK = {κ₁, κ₂, κ₃, ..., κ_T}, η οποία θα παράγει μια συγκεκριμένη ΑΠ = {π₁, π₂, π₃, ..., π_T}. Αυτό μπορεί να οριστεί ως:

$$p(\text{ΑΠ}, \text{AK}) = p(\text{ΑΠ} \mid \text{AK}) \times p(\text{AK}) = \prod_{i=1}^T p(\pi_i \mid \kappa_i) \times \prod_{i=1}^T p(\kappa_i \mid \kappa_{i-1}) \quad (6-27)$$

και στη συνέχεια θα επεκταθεί η (6-25), ώστε να λαμβάνει υπόψη το σύνολο των πιθανών AK, οι οποίες παράγουν τη συγκεκριμένη ΑΠ και να υπολογιστεί η συνολική πιθανότητα. Με άλλα λόγια θα αθροιστεί το σύνολο αυτών των πιθανοτήτων και θα προκύψει η σχέση:

$$p(\text{ΑΠ}) = \sum_K p(\text{ΑΠ}, \text{AK}) = \sum_K p(\text{ΑΠ} \mid \text{AK}) \times p(\text{AK}) \quad (6-28)$$

Για το συγκεκριμένο παράδειγμα θα ισχύει:

$$p(1\ 3\ 2) = p(1\ 3\ 2, \text{καλός καλός καλός}) + p(1\ 3\ 2, \text{καλός καλός κακός}) + p(1\ 3\ 2, \text{καλός κακός κακός}) + \dots \quad (6-29)$$

Για ένα HMM με N Καταστάσεις και μια ΑΠ T Παρατηρήσεων, υπάρχουν N^T πιθανές ΑΚ. Για πραγματικές εργασίες, όπου τόσο το N , όσο το T είναι πολύ μεγάλα, το N^T θα λάβει τεράστιες τιμές. Συνεπώς, δεν είναι πρακτικό να υπολογίσουμε τη συνολική πιθανότητα εμφάνισης μιας ΑΠ, υπολογίζοντας το σύνολο των μεμονωμένων πιθανοτήτων εμφάνισης της ΑΠ για κάθε πιθανή ΑΚ.

Ο προτεινόμενος τρόπος λύσης αυτού του προβλήματος αποτελεί η χρήση του Πρόσθιου Αλγόριθμου (Forward Algorithm - FA) [94]. Ο FA αποτελεί ένα είδος αλγορίθμου δυναμικού προγραμματισμού, δηλαδή ενός αλγορίθμου που χρησιμοποιεί έναν πίνακα για αποθήκευση ενδιάμεσων τιμών, καθώς υπολογίζει την πιθανότητα της ΑΠ. Η μέθοδος διακρίνεται από το Πρόσθιο Στάδιο (Forward Stage – FS) κατά το οποίο η διαδικασία κινείται παράλληλα με το χρόνο. Η Πρόσθια Μεταβλητή (Forward Variable – FV) f_t ορίζεται δίνοντας στο μοντέλο παραμέτρους λ . Η FV αντιπροσωπεύει την πιθανότητα να βρίσκεται το σύστημα στην Κατάσταση K_j , εφόσον έχει παρακολουθήσει τις Καταστάσεις μέχρι χρόνο t . Με άλλα λόγια, αφού κατά το FS το μοντέλο κατευθύνεται προς τα εμπρός μέχρι το χρόνο t , μόνο ένα μέρος των Παρατηρήσεων αναλύεται. Η τιμή της f_t υπολογίζεται αθροίζοντας το σύνολο των πιθανοτήτων της κάθε πιθανής διαδρομής, η οποία οδηγεί στην παρούσα συνθήκη. Αναλυτικότερα:

$$f_t(j) = p(\pi_1, \pi_2, \pi_3, \dots, \pi_t, \mu_i = K_j \mid \lambda) \quad (6-30)$$

ή αλλιώς:

$$f_t(j) = \sum_{i=1}^n f_{t-1}(i) \text{ΠΜΚ}_{ij} \text{ΠΠ}_j(\pi_t) \text{ με } 2 \leq t \leq T, 1 \leq j \leq n \quad (6-31)$$

όπου:

$f_{t-1}(i)$: η πιθανότητα της προηγούμενης προς τα εμπρός διαδρομής από το προηγούμενο χρονικό στάδιο

ΠΜΚ_{ij} : η Πιθανότητα Μετάβασης Κατάστασης από την K_i στην K_j

$\text{ΠΠ}_j(\pi_t)$: η Πιθανότητα Εκπομπής της Παρατήρησης π_t στην κατάσταση K_j

Η FV είναι δυνατό να αρχικοποιηθεί μέσω της Πιθανότητας Αρχικής Κατάστασης και των Πιθανοτήτων Εκπομπής των Παρατηρήσεων για κάθε κατάσταση:

$$f_1(j) = \alpha_j \Pi \Pi_j(\pi_1) \quad (6-32)$$

Τέλος, η πιθανότητα παρατήρησης με δεδομένα το σύνολο των παραπάνω παραμέτρων θα οριστεί ως το άθροισμα των επιμέρους FV ως:

$$p(\text{ΑΠ} \mid \lambda) = \sum_{j=1}^n f_T(j) \quad (6-33)$$

6.5.2. Λειτουργία 2 – Αποκωδικοποίηση

Παράδειγμα 2: Για το HMM της Εικόνας 16, ποια είναι η πιο πιθανή ακολουθία καταστάσεων ΑΚ που παράγει την ακολουθία παρατηρήσεων ΑΠ = {1, 3, 2};

Μια πιθανή λύση θα αποτελούσε, για κάθε πιθανή ΑΚ, να επιστρατεύεται για κάθε μια από αυτές ο FA και να υπολογιστεί η πιθανότητα της ΑΠ = {1, 3, 2} για κάθε μια από αυτές. Στη συνέχεια μπορεί να επιλεγεί από αυτά η ΑΚ, η οποία διακρίνεται από τη μεγαλύτερη πιθανότητα εμφάνισης. Είναι προφανές από την προηγούμενη υποενότητα, ότι το πλήθος των υπολογισμών είναι ιδιαίτερα μεγάλο για να χρησιμοποιηθεί αυτή η μεθοδολογία.

Η λύση που προτείνεται για αυτό το πρόβλημα είναι η επιστράτευση του Αλγορίθμου Viterbi (Viterbi Algorithm – VA) [95]. Παρόμοια με τον FA, ο VA αποτελεί ένα είδος δυναμικού προγραμματισμού. Ο VA μοιάζει αρκετά με μια άλλη παραλλαγή δυναμικού προγραμματισμού, τον Αλγόριθμο Ελάχιστης Επεξεργασίας Απόστασης (Minimum Edit Distance Algorithm – MEDA) [96]. Πιο συγκεκριμένα, δεν υπάρχει η πιο σωστή ακολουθία, αλλά μια βέλτιστη από μια λίστα ορθών ακολουθιών. Στόχος λοιπόν, είναι να εντοπισθεί η πιο πιθανή ΑΚ, με κριτήριο να μεγιστοποιείται η πιθανότητα της

Ο VA επεξεργάζεται την ακολουθία παρατήρησης ΑΠ από τα αριστερά προς τα δεξιά συμπληρώνοντας το δίκτυο. Η Μεταβλητή Viterbi (Viterbi Variable – VV) v_t ορίζεται δίνοντας στο μοντέλο παραμέτρους λ . Η VV αντιπροσωπεύει την πιθανότητα να βρίσκεται το σύστημα στην Κατάσταση K_j , εφόσον έχει παρακολουθήσει τις πρώτες t Καταστάσεις ακολουθώντας την πιο πιθανή ακολουθία καταστάσεων ΑΚ. Η τιμή της v_t υπολογίζεται αναδρομικά λαμβάνοντας υπόψη την πιο πιθανή διαδρομή, η οποία οδηγεί στην παρούσα συνθήκη. Αναλυτικότερα, η κάθε VV εκφράζει την πιθανότητα:

$$v_t(j) = \max_{\kappa_1, \kappa_2, \kappa_3, \dots, \kappa_t} [p(\kappa_1, \kappa_2, \kappa_3, \dots, \kappa_t = K_j, \pi_1, \pi_2, \pi_3, \dots, \pi_T | \lambda)] \quad (6-34)$$

Η επόμενη κατάσταση εξαρτάται μόνο από την προηγούμενη κατάσταση. Αναλυτικότερα, είναι επιθυμητό να αναπαρασταθεί η πιο πιθανή διαδρομή λαμβάνοντας υπόψη το μέγιστο από όλες τις προηγούμενες ΑΚ $\max_{\kappa_1, \kappa_2, \kappa_3, \dots, \kappa_t}$. Εφόσον, ήδη έχει υπολογιστεί το σύνολο των πιθανοτήτων εύρεσης σε κάθε κατάσταση για τη χρονική στιγμή t-1, υπολογίζεται αναδρομικά η VV για τις πιο πιθανές επεκτάσεις των διαδρομών που οδηγούν στην παρούσα συνθήκη. Ο υπολογισμός της επόμενης κατάστασης είναι προϊόν της πιθανότητας να βρίσκεται το μοντέλο στην Κατάσταση K_i επί την Πιθανότητα Μετάβασης Κατάστασης από την K_i στην K_j . Αυτό στη συνέχεια πολλαπλασιάζεται με την Πιθανότητα Εκπομπής των Παρατηρήσεων στην K_j . Επομένως, προκύπτει:

$$v_t(j) = \max_{i=1}^n v_{t-1}(i) \text{PMK}_{ij} \text{ΠΠ}_j(\pi_t) \text{ με } 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n \quad (6-35)$$

όπου:

$v_{t-1}(i)$: η πιθανότητα της προηγούμενης διαδρομής Viterbi από το προηγούμενο χρονικό στάδιο

PMK_{ij} : η Πιθανότητα Μετάβασης Κατάστασης από την K_i στην K_j

$\text{ΠΠ}_j(\pi_t)$: η Πιθανότητα Εκπομπής της Παρατήρησης π_t στην κατάσταση K_j

Η VV είναι δυνατό να αρχικοποιηθεί μέσω της Πιθανότητας Αρχικής Κατάστασης και των Πιθανοτήτων Εκπομπής των Παρατηρήσεων για κάθε κατάσταση:

$$v_1(j) = \alpha_j \text{ΠΠ}_j(\pi_1) \quad (6-36)$$

Όπως έχει ήδη αναφερθεί, ο VA είναι πανομοιότυπος του FA, αλλά λειτουργεί με βάση το μέγιστο των πιθανοτήτων των προηγούμενων διαδρομών, αντί να χρησιμοποιήσει τα άθροισμα τους. Επιπλέον, ο VA διακρίνεται από ένα παραπάνω χαρακτηριστικό σε σχέση με το FA. Ο VA απαιτεί τη χρήση σημείων επιστροφής (backtrackers). Ο λόγος είναι πως ο FA παράγει την πιθανότητα μια παρατήρησης, ενώ ο VA παράγει τόσο μια πιθανότητα, όσο την πιο πιθανή ακολουθία καταστάσεων. Για αυτό το λόγο θα οριστεί και μια ακόμα μεταβλητή, η $bt_i(j)$.

$$bt_t(j) = \underset{i=1}{\overset{n}{\operatorname{argmax}}} v_{t-1}(i) \Pi M K_{ij} \Pi \Pi_j(\pi_t) \text{ με } 2 \leq t \leq T, 1 \leq j \leq n \quad (6-37)$$

για τις αρχικές συνθήκες της οποίας προκύπτει:

$$bt_1(j) = 0 \quad (6-38)$$

Η βέλτιστη ΑΚ υπολογίζεται προσδιορίζοντας τα σημεία επιστροφής της διαδρομής των κρυφών καταστάσεων που οδηγούν σε κάθε κατάσταση ακολουθιακά και στο τέλος λαμβάνει μέρος η Οπίσθια Ιχνιλάτηση Viterbi (Viterbi Backtrace - VB), στο τέλος της οποίας θα ανακαλυφτεί η βέλτιστη διαδρομή μέχρι την έναρξη της.

6.5.3. Λειτουργία 3 – Εκπαίδευση

Παράδειγμα 3: Για το HMM της Εικόνας 13, ποιοι είναι ο ΠΜΚ και ο ΠΠ για μια ακολουθία παρατηρήσεων $ΑΠ = \{1, 3, 2\}$ και για ένα σύνολο πιθανών ΑΚ;

Τα δεδομένα σε έναν τέτοιο Αλγόριθμο Εκμάθησης (Training Algorithm – TA) αποτελούνται από ένα σύνολο μη προσδιορισμένων ΑΠ και ένα λεξιλόγιο πιθανών κρυφών καταστάσεων. Συνεπώς, για το HMM της Εικόνας 13 είναι δυνατόν να προσδιοριστούν οι ΠΜΚ και ΠΠ, αν δοθούν ως δεδομένα ακολουθίες με ένα ικανοποιητικό πλήθος στοιχείων καταστάσεων και παρατηρήσεων, όπως στο απλοποιημένο παράδειγμα της ενότητας 6.4.

Ο τυπικός αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση ενός HMM είναι ο Πρόσθιος-Οπισθόδρομος Αλγόριθμος (Forward-Backward Algorithm - FBA) [97], ο οποίος αποτελείται από το FS, παρόμοια με τον FA, αλλά και το Οπισθόδρομο Στάδιο (Backward Stage – BS) κατά το οποίο η διαδικασία κινείται αντίθετα με το χρόνο. Ο FBA επιτρέπει την εκπαίδευση τόσο των Πιθανοτήτων Μετάβασης Κατάστασης, όσο και των Πιθανοτήτων Παρατήρησης του HMM. Ο FBA διακρίνεται ως ένας επαναληπτικός αλγόριθμος, ο οποίος προσδιορίζει μια αρχική εκτίμηση για τις πιθανότητες του ΠΜΚ και του ΠΠ, την οποία θα αξιοποιήσει για τον υπολογισμό μιας βελτιωμένης εκτίμησης, και ούτως καθεξής μέχρι να καταλήξει στη βέλτιστη δυνατή εκτίμηση.

Μια απλούστερη περίπτωση εκπαίδευσης περιγράφεται στην ενότητα 6.4., στην οποία εκπαιδεύεται εικονικά ένα HMM, στο οποίο προσφέρονται ακολουθιακά δεδομένα

παρατηρήσεων, καθώς και οι αντίστοιχες τιμές των καταστάσεων τους. Τα δεδομένα μπορούν να καταμετρηθούν και έπειτα από ελαφριά επεξεργασία να προκύψουν με ακρίβεια οι ΠΜΚ και ΠΠ. Δυστυχώς, κατά την εκπαίδευση ενός πραγματικού HMM δεν είναι δυνατή η καταμέτρηση, αφού δεν είναι γνωστή η πορεία των καταστάσεων που ακολουθείται για μια δεδομένη είσοδο ΑΠ.

Το πρόβλημα αυτό θα επιλυθεί μέσω των επαναληπτικών εκτιμήσεων του FBA. Σε πρώτο στάδιο δημιουργείται μια αρχική εκτίμηση για τις Πιθανότητες Μετάβασης Κατάστασης και τις Πιθανότητες Παρατήρησης, οι οποίες στη συνέχεια θα αξιοποιηθούν για τον υπολογισμό καλύτερων εκτιμήσεων. Αυτό θα επιτευχθεί υπολογίζοντας την FV για μια παρατήρηση, όπως φανερώθηκε κατά την εκτέλεση του FA, και στη συνέχεια διαιρώντας τη μάζα της πιθανότητας με τα πλήθη των διαφορετικών διαδρομών που χρησιμοποιήθηκαν για τον υπολογισμό της FV.

Πέρα από αυτά, θα πρέπει να οριστεί και η Οπισθόδρομη Μεταβλητή (Backward Variable – BV) b_t , η οποία σχετίζεται με την προς τα πίσω πιθανότητα του αλγορίθμου. Η FV αντιπροσωπεύει την πιθανότητα να παρατηρηθούν οι παρατηρήσεις από χρόνο $t+1$ μέχρι το τέλος, εφόσον για χρόνο t το σύστημα βρίσκεται στην Κατάσταση K_j . Με άλλα λόγια, υπολογίζονται οι πιθανότητες για τις παρατηρήσεις που δεν καλύπτονται κατά το F. Η τιμή της b_t υπολογίζεται αθροίζοντας το σύνολο των πιθανοτήτων της κάθε πιθανής διαδρομής, η οποία οδηγεί από την παρούσα συνθήκη στον τερματισμό. Αναλυτικότερα:

$$b_t(j) = p(\pi_{t+1}, \pi_{t+2}, \pi_{t+3}, \dots, \pi_T, \mu_t = K_j \mid \lambda) \quad (6-39)$$

ή αλλιώς:

$$b_t(j) = \sum_{i=1}^n b_{t+1}(i) \text{ΠΜΚ}_{ij} \text{ΠΠ}_j(\pi_{t+1}) \text{ με } 2 \leq t \leq T, 1 \leq j \leq n \quad (6-40)$$

όπου:

$b_{t+1}(i)$: η πιθανότητα της προηγούμενης προς τα πίσω διαδρομής από το επόμενο χρονικό στάδιο

ΠΜΚ_{ij} : η Πιθανότητα Μετάβασης Κατάστασης από την K_i στην K_j

$\text{ΠΠ}_j(\pi_t)$: η Πιθανότητα Εκπομπής της Παρατήρησης π_t στην κατάσταση K_j

Η BV οφείλει και αυτή με τη σειρά της να έχει αρχικοποιηθεί ως:

$$b_T(j) = 1 \quad (6-41)$$

Τέλος, η πιθανότητα παρατήρησης με δεδομένο το σύνολο των παραπάνω παραμέτρων θα οριστεί μέσω των επιμέρους BV ως:

$$p(\text{ΑΠ} \mid \lambda) = \sum_{j=1}^n \alpha_j \text{ΠΠ}_j(\pi_1) b_1(j) \quad (6-42)$$

όπου:

α_j : η Πιθανότητα Αρχικής Κατάστασης για την Κατάσταση K_j

$\text{ΠΠ}_j(\pi_1)$: η Πιθανότητα Εκπομπής της Παρατήρησης π_1 στην κατάσταση K_j

$b_1(j)$: η πιθανότητα της προς τα πίσω διαδρομής μέχρι το πρώτο χρονικό στάδιο

Μια αρχική προσέγγιση των ΠΜΚ μπορεί να οριστεί ως μια παραλλαγή μέγιστης πιθανότητας εκτίμησης ως:

$$\text{ΠΜΚ}_{ij} = \frac{\text{αναμενόμενο πλήθος μεταβάσεων από την } K_i \text{ στην } K_j}{\text{αναμενόμενο πλήθος μεταβάσεων από την } K_i} \quad (6-43)$$

Προφανώς, αντιμετωπίζεται δυσκολία κατά τον υπολογισμό του αριθμητή. Έστω πως υπάρχει κάποια αρχική εκτίμηση της πιθανότητας μετάβασης από την K_i στην K_j σε κάποιο χρονικό διάστημα t της δεδομένης ΑΠ. Αν η πιθανότητα αυτή ήταν γνωστή για κάθε τιμή της t , αθροίζοντας τα πλήθη της t θα προκύψει το συνολικό πλήθος των μεταβάσεων από την K_i στην K_j . Αναλυτικότερα, ορίζεται η πιθανότητα φ_t ως η πιθανότητα να βρίσκεται στην K_i τη χρονική στιγμή t και στην K_j τη χρονική στιγμή $t+1$ για μια δεδομένη ΑΠ και δεδομένο μοντέλο λ .

$$\varphi_t(i,j) = p(\mu_t = K_i, \mu_{t+1} = K_j \mid \text{ΑΠ}, \lambda) \quad (6-44)$$

Για να υπολογιστεί η μεταβλητή φ_t , είναι χρήσιμο να προσδιοριστεί μια παρόμοια, αλλά διαφορετική, μεταβλητή $\widehat{\varphi}_t$, καθώς θα συμπεριλαμβάνει την πιθανότητα της παρατήρησης:

$$\widehat{\varphi}_t(i,j) = p(\mu_t = K_i, \mu_{t+1} = K_j, \text{ΑΠ} \mid \lambda) \quad (6-45)$$

ή αλλιώς εκμεταλλευόμενοι τις μεταβλητές του FBA:

$$\widehat{\varphi}_t(i,j) = f_t(i) \text{ΠΜΚ}_{ij} \text{ΠΠ}_j(\pi_{t+1}) b_{t+1}(j) \quad (6-46)$$

Από τους νόμους των πιθανοτήτων, είναι δυνατόν να υπολογιστεί η τιμή της φ_t μέσω της $\widehat{\varphi}_t$ ως:

$$\varphi_t(i,j) = \frac{\widehat{\varphi}_t(i,j)}{p(\text{ΑΠ} | \lambda)} \quad (6-47)$$

αφού:

$$p(\mu_t = K_i, \mu_{t+1} = K_j | \text{ΑΠ}, \lambda) = \frac{p(\mu_t = K_i, \mu_{t+1} = K_j, \text{ΑΠ} | \lambda)}{p(\text{ΑΠ} | \lambda)} \quad (6-48)$$

Η $p(\text{ΑΠ} | \lambda)$ αποτελεί την πιθανότητα εμφάνισης της ακολουθίας παρατηρήσεων που δίνεται στο μοντέλο, η οποία ταυτίζεται με τη FV που αντιστοιχεί στο σύνολο της διαδικασίας (ή εναλλακτικά ταυτίζεται με τη BV που αντιστοιχεί στο σύνολο της διαδικασίας):

$$p(\text{ΑΠ} | \lambda) = \sum_{j=1}^n f_t(j)b_t(j) \quad (6-49)$$

Επομένως, η τελική εξίσωση για την τιμή της φ_t προκύπτει ως:

$$\varphi_t(i,j) = \frac{f_t(i)\text{ΠΜΚ}_{ij}\text{ΠΠ}_j(\pi_{t+1})b_{t+1}(j)}{\sum_{j=1}^n f_t(j)b_t(j)} \quad (6-50)$$

Επομένως, ο αναμενόμενος αριθμός μεταβάσεων από την κατάσταση K_i στην κατάσταση K_j ισούται τότε το άθροισμα όλων των t του μεγέθους φ . Πέρα από αυτά, σύμφωνα με τη σχέση (6-43), το μόνο άλλο στοιχείο που απαιτείται, είναι το αναμενόμενο πλήθος μεταβάσεων από την K_i , το οποίο εύκολα μπορεί να υπολογιστεί αθροίζοντας ως. Συνεπώς, η σχέση (6-43) θα πάρει τη μορφή:

$$\text{ΠΜΚ}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \varphi_t(i,j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \sum_{k=1}^n \varphi_t(i,k)} \quad (6-51)$$

Επιπροσθέτως, απαιτείται ένα μέγεθος $\text{ΠΠ}_j(\Pi_k)$ για τον προσδιορισμό της ΠΠ, η οποία αποτελεί την πιθανότητα εμφάνισης ενός συγκεκριμένου συμβόλου Π_k , σε μια κατάσταση K_j :

$$\text{ΠΠ}_j(\Pi_k) = \frac{\text{αναμενόμενο πλήθος ύπαρξης στην κατάσταση } K_j \text{ στην οποία παρατηρείται το σύμβολο } \Pi_k}{\text{αναμενόμενο πλήθος μεταβάσεων από την } K_i}$$

Θα πρέπει να υπολογιστεί η πιθανότητα να βρίσκεται στην κατάσταση K_j τη στιγμή t , η οποία θα οριστεί ως:

$$\varepsilon_t(j) = p(\mu_t = K_j | \text{ΑΠ}, \lambda) \quad (6-52)$$

Για να υπολογιστεί η μεταβλητή ε_t , όπως και για τη μεταβλητή φ_t , είναι χρήσιμο να προσδιοριστεί μια παρόμοια, αλλά διαφορετική, μεταβλητή $\hat{\varepsilon}_t$, καθώς θα συμπεριλαμβάνει την πιθανότητα της παρατήρησης.

$$\hat{\varepsilon}_t(j) = p(\mu_t = K_j, \text{ΑΠ} \mid \lambda) \quad (6-53)$$

ή αλλιώς εκμεταλλευόμενοι τις μεταβλητές του FBA:

$$\hat{\varepsilon}_t(j) = f_t(j)b_t(j) \quad (6-54)$$

Από τους νόμους των πιθανοτήτων, είναι δυνατόν να υπολογιστεί η τιμή της ε_t μέσω της $\hat{\varepsilon}_t$ ως:

$$\varepsilon_t(j) = \frac{\hat{\varepsilon}_t(j)}{p(\text{ΑΠ} \mid \lambda)} \quad (6-55)$$

αφού:

$$p(\mu_t = K_j \mid \text{ΑΠ}, \lambda) = \frac{p(\mu_t = K_j, \text{ΑΠ} \mid \lambda)}{p(\text{ΑΠ} \mid \lambda)} \quad (6-56)$$

Με βάση τη σχέση (6-49) η τελική εξίσωση για την τιμή της ε_t προκύπτει ως:

$$\varepsilon_t(j) = \frac{f_t(j)b_t(j)}{\sum_{j=1}^n f_t(j)b_t(j)} \quad (6-57)$$

Η ΠΠ_j αντιπροσωπεύει το ποσοστό του πλήθους των φορών για τις οποίες στην κατάσταση K_j παρατηρείται το σύμβολο Π_k . Για τον υπολογισμό της ΠΠ_j θα αξιοποιηθεί η παρακάτω σχέση:

$$\text{ΠΠ}_j = \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{\Pi_t = \Pi_k} \varepsilon_t(j)}{\sum_{t=1}^T \varepsilon_t(j)} \quad (6-58)$$

όπου για τον αριθμητή, αθροίζονται το σύνολο των μεταβλητών ε_t για όλα τα χρονικά βήματα t , στα οποία η παρατήρηση Π_t ταυτίζεται με το σύμβολο Π_k , ενώ για τον παρονομαστή αθροίζονται το σύνολο των μεταβλητών ε_t για όλα τα χρονικά βήματα t .

Συνοψίζοντας τη δράση του FBA, για να επιλυθεί το πρόβλημα της εκπαίδευσης του HMM θα αξιοποιηθούν οι εξισώσεις (6-51) και (6-58), οι οποίες είναι ικανές να επαναπροσδιορίσουν τις πιθανότητες των ΠΜΚ και ΠΠ εφαρμόζοντας τις μεταβλητές b_t , f_t , φ_t και ε_t . Αν και στη θεωρία ο FBA είναι ικανός να λειτουργήσει σε US μορφή για τις μεταβλητές των ΠΜΚ και ΠΠ, στην πραγματικότητα οι αρχικές συνθήκες είναι ιδιαίτερα σημαντικές για την ομαλή

λειτουργία του αλγορίθμου. Επομένως, μπορεί να χρειάζεται η παρουσία ορισμένων παραπάνω πληροφοριών. Για παράδειγμα, σε πολλές εφαρμογές εισάγεται ως δεδομένο στο σύστημα η αρχιτεκτονική του, ενώ εκπαιδεύεται μόνο ως προς τις ΠΜΚ και ΠΠ.

6.6. Σχεδιασμός Κρυφού Μαρκοβιανού Μοντέλου

Με βάση τα παραπάνω δεδομένα θα επιχειρηθεί να σχεδιαστεί ένα HMM, το οποίο θα είναι ικανό να προβλέψει την ανθρώπινη συμπεριφορά. Τα HMM χρησιμοποιούνται σε πληθώρα εφαρμογών προβλέψεων, όπως στην πρόβλεψη της οδηγικής συμπεριφοράς σε συστήματα αυτόματης οδήγησης [98] ή στη συμπλήρωση χαμένων ακολουθιακών στοιχείων στο γενετικό κώδικα [99]. Συγκεκριμένα, θα σχεδιασθεί ένα HMM, το οποίο θα επιχειρεί να προβλέπει τη χρονική απόκλιση του χρόνου εκτέλεσης ενός καθήκοντος από τον εργαζόμενο σε σχέση με τον πρότυπο χρόνο εκτέλεσής του. Εφόσον, το σύνολο των ερευνητικών εργασιών φανερώνουν την άμεση και έμμεση εξάρτηση της απόδοσης του εργαζομένου από τη φυσική και ψυχολογική του κατάσταση, χωρίς απαραίτητα να προσδιορίσουν τη μορφή της εξάρτησης, θα αποτελέσουν τους βασικούς πυλώνες του σχεδιασμού του HMM. Αναλυτικότερα, θα δημιουργηθεί ένα HMM, το οποίο θα αξιοποιεί τη φυσιολογία και τη φυσική διάθεση του ατόμου ως τις τεχνικές του Καταστάσεις. Επιπροσθέτως, ως Παρατηρήσεις ορίζονται οι χρονικές αποκλίσεις του χρόνου εκτέλεσης ενός καθήκοντος από τον εργαζόμενο σε σχέση με τον πρότυπο χρόνο εκτέλεσης του. Το μοντέλο αυτό, θα αξιοποιεί τις λειτουργίες της Εκπαίδευσης και της Πιθανότητας, με σκοπό να προσδιορίζει τις βέλτιστες πιθανότητες των ΠΜΚ και ΠΠ και την πιο πιθανή χρονική απόκλιση του χρόνου εκτέλεσης του επόμενου καθήκοντος από τον εργαζόμενο σε σχέση με τον πρότυπο χρόνο εκτέλεσης του. Η δομή και εκπαίδευση του αντίστοιχου HMM θα παρουσιασθεί αναλυτικότερα στο κεφάλαιο της εφαρμογής της μεθόδου.

7. ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΔΥΝΑΜΙΚΗΣ ΑΝΑΘΕΣΗΣ ΚΑΘΗΚΟΝΤΩΝ

7.1. Γενετικοί Αλγόριθμοι

Στο διάβα των τελευταίων δεκαετιών υπάρχει ένα αυξανόμενο ενδιαφέρον σε αλγορίθμους, οι οποίοι βασίζονται σε αναλογίες με τις φυσικές διαδικασίες. Στους πιο γνωστούς αλγορίθμους αυτής της κατηγορίας περιλαμβάνονται οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms - GA) [100] και ο Εξελικτικός Προγραμματισμός (Evolutionary Programming - EP) [101]. Οι παραπάνω αλγόριθμοι, αν και έγιναν γνωστοί ως τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται στην ΑΙ και πιο συγκεκριμένα στη ΜΛ, πρόσφατα αναφέρονται στη διεθνή βιβλιογραφία ως αλγόριθμοι Υπολογιστικής Νοημοσύνης (Computational Intelligence - CI). Τα μειονεκτήματα των κλασικών μεθόδων βελτιστοποίησης, σε συνδυασμό με τη συνεχώς αυξανόμενη ανάγκη για παραγωγή λογισμικού ικανού να εκμεταλλεύεται τις τεράστιες δυνατότητες του υλισμικού, αποτελούν τις βασικές αιτίες εξέλιξης των GA.

Η δράση των GA επικεντρώνεται σε έναν πληθυσμό (population) κωδικοποιημένων πιθανών λύσεων, στον οποίο εφαρμόζονται ένα σύνολο ποικίλων διαδικασιών και διαφορικών γενετικών τελεστών, με σκοπό την επιλογή του καλύτερου ατόμου. Αυτοί οι διαφορικοί τελεστές υιοθετούν δράση παρόμοια αυτής των χρωμοσωμάτων των κυττάρων ζωντανών οργανισμών. Συγκεκριμένα, από γενιά σε γενιά (generation), δημιουργούνται νέοι πληθυσμοί πιθανών λύσεων, τόσο από στοιχεία της προηγούμενης γενιάς, όσο από νέα δεδομένα, παρόμοια με την ανάπτυξη και τη μετάλλαξη των χρωμοσωμάτων. Η λειτουργία των GA υιοθετεί τη συμπεριφορά της θεωρίας της Εξέλιξης των Ειδών (Evolution of Species - ES) [102].

Η θεωρία της ES αναπτύχθηκε από το Charles Robert Darwin (12 Φεβρουαρίου 1809 - 19 Απριλίου 1882) στα μέσα του 19^{ου} αιώνα, και αναστάτωσε το επιστημονικό και θρησκευτικό καθεστώς περί προέλευσης της ζωής. Στη σημερινή εποχή, η θεωρία κατάφερε να καθιερωθεί στη συνείδηση της επιστημονικής κοινότητας, καθώς έδωσε ικανοποιητικές απαντήσεις σε θεμελιώδη ερωτήματα. Τα κυριότερα σημεία της αποτελούν θεμέλια της λειτουργίας των GA. Αναλυτικότερα:

-
- Δεν υπάρχει αντικειμενική βάση διαχωρισμού των ζωντανών οργανισμών σε ανώτερους και κατώτερους. Σε κάθε βιολογικό είδος, ορισμένα άτομα αφήνουν περισσότερους απογόνους, με αποτέλεσμα τα κληροδοτούμενα χαρακτηριστικά των αναπαραγωγικά επιτυχημένων ατόμων να εμφανίζονται εντονότερα στην επόμενη γενιά. Τα εμπόδια και οι συνθήκες, τα οποία παρουσιάζονται στο περιβάλλον των οργανισμών είναι οι παράγοντες, οι οποίοι καθορίζουν ποιοι από αυτούς θα επιβιώσουν και θα πολλαπλασιαστούν.
 - Οι αλλαγές στα χαρακτηριστικά των ατόμων του βιολογικού είδους, αποτελούν αποτύπωση των μεταβολών των χρωμοσωμάτων τους (chromosomes). Τα χρωμοσώματα αποτελούνται από μικρότερα στοιχεία, γνωστά ως γονίδια (genes). Το σύνολο της γενετικής πληροφορίας βρίσκεται κωδικοποιημένο στα γονίδια και ονομάζεται γονότυπος (genotype). Η δημιουργία ενός νέου οργανισμού περιλαμβάνει την αποκωδικοποίηση των χρωμοσωμάτων και τη νέα επανασύνθεση τους.
 - Κυρίαρχες λειτουργίες του φαινομένου της εξέλιξης είναι η αναπαραγωγή (reproduction) και η μετάλλαξη (mutation). Κατά το στάδιο της μετάλλαξης πραγματοποιείται με τυχαίο τρόπο μεταβολή της δομής των χρωμοσωμάτων, είτε από λανθασμένη αντιγραφή βιολογικών δεδομένων είτε από εξωγενείς παράγοντες. Ως αποτέλεσμα, θα προκύψουν μεταβολές στα υπάρχοντα χαρακτηριστικά, οι οποίες μπορεί να αντιμετωπιστούν ως βελτιώσεις, αλλά και ως υποβιβασμοί.
 - Κατά την αναπαραγωγή, για τα χρωμοσώματα προέρχονται τα γονίδια τους μισά από τον πατέρα και τα μισά από τη μητέρα. Τα γονίδια που διεκδικούν την ίδια θέση σε ένα χρωμόσωμα χαρακτηρίζονται ως αλληλόμορφα (alleles). Συνεπώς, κάθε χαρακτηριστικό θα διακρίνεται από 2 αλληλόμορφα γονίδια διαφορετικής προέλευσης, τα οποία μπορούν να συμφωνούν ή να διαφωνούν ως προς την “τιμή” που θα προσδώσουν στο χαρακτηριστικό. Για το δεύτερο σενάριο, το γονίδιο που επιβάλλει την “τιμή” του χαρακτηρίζεται ως κυρίαρχο (dominant), ενώ το άλλο ως υπολειπόμενο (recessive).

Το παραπάνω σύνολο μηχανισμών της φυσικής επιλογής κέντρισε το ενδιαφέρον του John Henry Holland (2 Φεβρουαρίου 1929 - 9 Αυγούστου 2015), ο οποίος διακρίνεται ως ένας από τους πρωτοπόρους του κλάδου των GA. Στις αρχές της δεκαετίας του 70, ο John Henry Holland έκανε την υπόθεση, πως πολλές από τις λειτουργίες που εμφανίζονται στα συστήματά της φύσης, μπορούν να επιστρατευτούν και να υιοθετηθούν σε υπολογιστικούς αλγόριθμους, ώστε να προκύψουν αποδοτικές τεχνικές επίλυσης προβλημάτων βελτιστοποίησης [103].

Αποτέλεσμα της παραπάνω υπόθεσης ήταν η καθιέρωση των GA, οι οποίοι βασίζονται τη λειτουργία τους στη μίμηση των μηχανισμών της φύσης, ως μια εναλλακτική και ιδιαίτερα ικανή τεχνική βελτιστοποίησης προβλημάτων μεγάλου πλήθους δεδομένων.

Οι GA εμφανίζονται σε όλο και περισσότερες εφαρμογές, τόσο σε απλουστευμένα συστήματα, όσο και στη βιομηχανία. Τα βασικά πλεονεκτήματα [104] που διακρίνουν τους GA έναντι άλλων μεθόδων παρουσιάζονται ως:

- Είναι ικανοί να επιλύσουν πολύπλοκα και δύσκολα προβλήματα με μεγάλη ταχύτητα και αξιοπιστία. Με άλλα λόγια, ένας από τους σημαντικότερους λόγους αξιοποίησης GA είναι η αποδοτικότητα τους. Τόσο στη θεωρία, όσο στην πράξη, έχει αποδειχτεί πως τα προβλήματα, τα οποία χαρακτηρίζονται από δύσκολα προσδιορίσιμες λύσεις, μπορούν να αντιμετωπιστούν αποδοτικότερα από τις λοιπές μορφές αλγορίθμων. Πέρα από αυτά, οι πιθανές διακυμάνσεις που εμφανίζονται σε συναρτήσεις εύρεσης ακροτάτων, δεν αποτελούν πηγή δυσχέρειας για τους GA.
- Ο ορισμός της OF είναι το μόνο στοιχείο επικοινωνίας που απαιτεί ο GA από το περιβάλλον του. Με άλλα λόγια, δεν αποτελεί αντικείμενο ενδιαφέροντος η σημασία της υπό εξέταση πληροφορίας. Εφόσον η παραπάνω διαδικασία έχει πραγματοποιηθεί αποτελεσματικά, η αιτία του προβλήματος θα βρίσκεται στο περιβάλλον έρευνας, και όχι στο πληροφοριακό του περιεχόμενο.
- Είναι η μόνη μέθοδος βελτιστοποίησης που αναλύει τη δεδομένη πληροφορία και ταυτόχρονα το περιβάλλον αναζήτησης. Τα δύο αυτά χαρακτηριστικά είναι συνήθως ανταγωνιστικά, αλλά η συνύπαρξή τους καθιστά τη διαδικασία ιδιαίτερα αποδοτική. Οι GA επιτυγχάνουν το βέλτιστο δυνατό συνδυασμό των παραπάνω χαρακτηριστικών.
- Διακρίνονται από ευελιξία και επεκτασιμότητα. Συγκεκριμένα, είναι ικανοί να επεκταθούν, να μεταβληθούν και να εξελιχθούν ανάλογα με τη φύση του συστήματος. Παραλλαγές στον αρχικό σχεδιασμό δεν είναι απλά ανεκτές, αλλά σε πολλές περιπτώσεις κρίνονται απαραίτητες. Μάλιστα, είναι αρκετά ευέλικτοι, σε σημείο που μπορούν να συμμετέχουν σε υβριδικές μορφές με τις παραδοσιακές μεθόδους
- Οι παραδοσιακοί μέθοδοι βελτιστοποίησης διακρίνονται από ακαταλληλότητα αντιμετώπισης προβλημάτων που φέρουν εσωτερικούς περιορισμούς. Για παράδειγμα, τέτοιοι περιορισμοί μπορεί να είναι η ύπαρξη ασυνέχειας, η απαίτηση παραγώγου ή και

πιο πιθανά τυχών θόρυβοι. Αντίθετα, τέτοιοι περιορισμοί, δε φαίνεται να επηρεάζουν την αποδοτικότητα τη δράσης των GA.

- Μπορούν να συνεργαστούν εύκολα και άμεσα με το σύνολο των μοντέλων και δικτύων του υπάρχοντος συστήματος. Μάλιστα, τα τελευταία είναι ικανά να εισέλθουν στον ενεργό κώδικα και να συνεργαστούν με τον αντίστοιχο, χωρίς να απαιτήσουν την επανασχεδίαση τους. Αυτό είναι δυνατόν να πραγματοποιηθεί, διότι χρησιμοποιούν ως δεδομένα τις πληροφορίες της μέχρι τώρα διαδικασίας ή τις συναρτήσεις που απαιτούν τη βελτιστοποίησή τους, χωρίς να επηρεάζεται από τη φύση ή τη δομή του συστήματος.
- Επιδέχονται Παράλληλο Προγραμματισμό (Parallel Programming - PP) [105], καθώς είναι ικανοί να αξιοποιήσουν τα πλεονεκτήματα των Παράλληλων Μηχανών (Parallel Machines - PM). Εφόσον έχουν στη φύση τους το στοιχείο του παραλληλισμού, είναι ικανοί να επεξεργάζονται μεγάλες ποσότητες δεδομένων παράλληλα, με αποτέλεσμα να βελτιώνεται η αποδοτικότητά τους, σε αντίθεση με ανταγωνιστικές μεθόδους.

Η δυνατότητα επιλογής κριτηρίων μέσα στο τεχνικό περιβάλλον εξασφαλίζει την επιστράτευση τους σε μια τεράστια ποικιλία εφαρμογών. Μάλιστα, φαίνεται να εφαρμόζονται σε πολύ περισσότερα πεδία από κάθε άλλη μέθοδο. Συνεπώς, οι GA μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε κλάδους όπως τα μαθηματικά, η οικονομολογία, ο μηχανολογικός σχεδιασμός, η εκπαίδευση ANN κ.α.

7.2. Δομή Γενετικών Αλγόριθμων

Πολλές φορές οι GA δανείζονται ορολογία από το χώρο της Γενετικής. Κατά αναλογία με τα έμβια όντα, αναφέρονται τα στοιχεία ενός πληθυσμού ως γενότυπος (ή απλά ως άτομα). Ορισμένες φορές συναντώνται στη βιβλιογραφία και ως χρωμοσώματα. Αντίστοιχα, τα χρωμοσώματα αποτελούνται από ένα πλήθος στοιχείων που αποκαλούνται γονίδια, τα οποία είναι διατεταγμένα σε γραμμική ακολουθία και κάθε ένα από αυτά είναι ικανό να επηρεάζει την κληρονομικότητα ενός ή περισσότερων χαρακτηριστικών. Τα γονίδια που επηρεάζουν ένα συγκεκριμένο χαρακτηριστικό βρίσκονται σε συγκεκριμένες θέσεις του χρωμοσώματος, οι οποίες ονομάζονται τόποι (loci). Οι διαφοροποιήσεις που παρατηρούνται σε ένα

χαρακτηριστικό οφείλονται στις διαφορετικές καταστάσεις του αντίστοιχου γονιδίου, οι οποίες χαρακτηρίζονται ως αλληλόμορφα.

Κάθε γενότυπος αναπαριστά μια πιθανή λύση του προβλήματος. Το μεταφρασμένο περιεχόμενο ενός γενότυπου καλείται φαινότυπος (phenotype) και προσδιορίζεται από τις προδιαγραφές του χρήστη. Επίκεντρο της δράσης του GA αποτελεί η διαδικασία της εξέλιξης. Η αποτελεσματικότητα της εξέλιξης εξαρτάται άμεσα από την επιτυχημένη αναζήτηση στο χώρο των πιθανών λύσεων, η οποία με τη σειρά της βασίζεται στο συνδυασμό και στην εξισορρόπηση των αντικρουόμενων διαδικασιών της εκμετάλλευσης των καλύτερων λύσεων και της καλύτερης εξερεύνησης του χώρου. Είναι ωφέλιμο να επισημανθεί πως οι GA δεν αποτελούν αποκλειστικά αλγορίθμους βελτιστοποίησης. Αναλυτικότερα, θα πρέπει να αντιμετωπίζονται και ως μια ιδεατή προσομοίωση μιας φυσικής διαδικασίας, η οποία αξιοποιεί στοιχεία από άμεσες και στοχαστικές μεθόδους αναζήτησης, ενώ παράλληλα διατηρεί ένα πλήθος πιθανών λύσεων, στο οποίο πειραματίζεται.

Ο πληθυσμός που επεξεργάζεται ο GA υφίσταται μια προσομοιωμένη γενετική εξέλιξη, με αποτέλεσμα σε κάθε γενιά οι καλές λύσεις να αναπαράγονται, σε αντίθεση με τις κακές λύσεις που θα απομακρύνονται. Ο GA κινείται σε πολλές κατευθύνσεις ως προς τον πληθυσμό των πιθανών λύσεων και επιτρέπει την καταγραφή και ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ αυτών των κατευθύνσεων. Βασικό κριτήριο αξιολόγησης των πιθανών λύσεων θα αποτελέσει η AF, η οποία προσομοιώνει το περιβάλλον εξέλιξης του πληθυσμού. Η μαθηματικοποιημένη μορφή της δομής ενός στοιχειώδους GA ορίζεται ως:

Ο GA, κατά την k επαναληπτική διαδικασία, διατηρεί ένα μέρος του πληθυσμού από πιθανές λύσεις:

$$\Pi(t) = \{x_1^k, \dots, x_n^k\} \quad (7-1)$$

Για κάθε λύση x_i^k ακολουθεί η αξιολόγηση της και παράγεται ένα μέτρο καταλληλότητας/ορθότητας. Στη συνέχεια, θα δημιουργηθεί από τα βέλτιστα στοιχεία της προηγούμενης γενιάς ένας νέος πληθυσμός (επαναληπτική διαδικασία $k+1$). Ορισμένα στοιχεία του νέου πληθυσμού υφίστανται μεταβολές μέσω των διαδικασιών της μετάλλαξης (mutation) και της διασταύρωσης (crossover ή mating). Οι διαδικασίες αυτές θα αναλυθούν στην επόμενη υποενότητα.

Εν κατακλείδι, ο GA, ο οποίος θα επιστρατευτεί για την επίλυση ενός προβλήματος βελτιστοποίησης, θα πρέπει να διακρίνεται από ένα σύνολο δομικών στοιχείων. Τα 5 αυτά δομικά στοιχεία είναι:

1. Μια γενετική αναπαράσταση των πιθανών λύσεων του προβλήματος.
2. Μια μέθοδο σχηματισμού ενός αρχικού πληθυσμού πιθανών λύσεων, με σκοπό την επικουρία εκκίνησης της διαδικασίας.
3. Ένα σύνολο γενετικών τελεστών, οι οποίοι συμβάλουν στη σύνθεση στοιχείων για τις επόμενες γενιές.
4. Μια OF, η οποία προσομοιώνει το περιβάλλον εξέλιξης του πληθυσμού και θα αποτελέσει το βασικό κριτήριο αξιολόγησης της διαδικασίας.
5. Τιμές για τις ποικίλες παραμέτρους που αξιοποιεί ο GA, όπως το μέγεθος του πληθυσμού, οι πιθανότητες εφαρμογής των γενετικών τελεστών κ.α.

7.3. Λειτουργίες Γενετικών Αλγόριθμων

Ένας τυπικός GA διακρίνεται από ένα σύνολο απλών λειτουργιών, οι οποίες όμως χαρακτηρίζονται από μεγάλη ισχύ. Είναι όμως απαραίτητο να προσδιοριστούν οι λειτουργίες, οι οποίες διαφοροποιούν τους γενετικούς, από τους υπόλοιπους αλγόριθμους. Η OF και η Κωδικοποίηση αναλαμβάνουν τον παραπάνω ρόλο και αποτελούν απαραίτητα συστατικά για έναν GA.

7.3.1. Αντικειμενική Συνάρτηση και Κωδικοποίηση

Η OF αποτελεί το βασικό στοιχείο σύνδεσης ενός GA με το προς επίλυση πρόβλημα. Η OF λαμβάνει ως είσοδο μια αποκωδικοποιημένη συμβολοσειρά και επιστρέφει κάποια τιμή, η οποία φανερώνει την ικανότητα της συγκεκριμένης συμβολοσειράς να επιλύσει το αντίστοιχο πρόβλημα και αποτελεί καθοριστικό παράγοντα επιβίωσης του αντίστοιχου γενότυπου. Όπως αναφέρθηκε στην προηγούμενη ενότητα, η OF, ως η μόνη πληροφορία που δέχεται ο αλγόριθμος, προσομοιώνει το περιβάλλον εξέλιξης του πληθυσμού και θα αποτελέσει το

βασικό κριτήριο αξιολόγησης της διαδικασίας. Συνεπώς, η OF οφείλει να είναι εύκολα υπολογίσιμη, ώστε να μην επιβραδύνεται η ταχύτητα της διαδικασίας.

Η κωδικοποίηση αποτελεί την αναπαράσταση ενός συνόλου πιθανών λύσεων με φορμαλιστικό τρόπο, έτσι ώστε να είναι σε κατάσταση επεξεργάσιμη για το σύστημα. Η διαδικασία αυτή παρατηρείται και στο φυσικό μοντέλο, καθώς η πληροφορία για τα χαρακτηριστικά του πληθυσμού βρίσκεται κωδικοποιημένη στα χρωμοσώματα. Πιο συγκεκριμένα, οφείλει να παρουσιάζει τα διακριτά επιμέρους γνωρίσματα των λύσεων, με σκοπό να διευκολύνει την διαδικασία της επιλογής. Αναλυτικότερα, οφείλει να παρουσιάζει τις ομοιότητες στο σύνολο των γενοτύπων, με σκοπό την απλούστευση της δράσης του αλγορίθμου. Η κωδικοποίηση μπορεί να διακριθεί σε διάφορα είδη και πιο συνήθης αυτών αποτελεί η κωδικοποίηση με δυαδικά ψηφία (bits). Σε αυτήν την περίπτωση, κάθε λύση αναπαρίσταται από μια δυαδική συμβολοσειρά (binary string) δεδομένου μήκους. Είναι πιθανό ένα πρόβλημα να επιδέχεται περισσότερες από μια κωδικοποιήσεις και η ιδανική εξαρτάται από τη φύση του. Η επιλογή κατάλληλης κωδικοποίησης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη διαίσθηση και την εμπειρία του σχεδιαστή.

Εφόσον προσδιοριστούν οι μορφές της OF και της κωδικοποίησης θα ολοκληρωθεί το πρώτο στάδιο σχεδιασμού ενός GA. Στη συνέχεια, θα οριστούν οι Γενετικές Λειτουργίες (Genetic Functions – GF) [106] οι οποίες όμως δεν επηρεάζουν το παραπάνω στάδιο. Επιπροσθέτως, οι GF δεν εξαρτώνται από τη μέθοδο της αναπαράστασης των γονότυπων ή από τη μέθοδο αξιολόγησης των ικανοτήτων τους. Το χαρακτηριστικό αυτό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο, καθώς με μοναδική κίνηση, την αλλαγή της OF, και ίσως κάποιου μέρους της κωδικοποίησης, επιτρέπει τη διαμόρφωση του προβλήματος και της βέλτιστης λύσης του.

7.3.2. Γενετικές Λειτουργίες

Στο δεύτερο στάδιο λαμβάνονται υπόψη οι λειτουργίες που πραγματεύονται το “τρέξιμο” του GA. Σε αυτό το στάδιο, πραγματοποιείται το σημαντικότερο φορτίο της δραστηριότητας του GA και προκύπτει το αποτέλεσμα της βελτιστοποίησης. Οι λειτουργίες αυτές, όπως αναφέρθηκε παραπάνω, χαρακτηρίζονται ως GF και το σύνολο τους παρουσιάζεται στην παρακάτω ακολουθία. Η σειρά με την οποία παρουσιάζονται είναι και λειτουργικά

ακολουθιακή, καθώς οι GF αποτελούν ταυτόχρονα τα βήματα της επαναληπτικής διαδικασίας εύρεσης της βέλτιστης λύσης της GA.

1. Αρχικοποίηση (Initialization)
2. Αποκωδικοποίηση (Decoding)
3. Αξιολόγηση Καταλληλότητας (Suitability Assessment)
4. Αναπαραγωγή (Reproduction)
 - 4.1. Επιλογή (Selection)
 - 4.2. Διασταύρωση (Crossover ή Mating)
 - 4.3. Μετάλλαξη (Mutation)
5. Επανάληψη της διαδικασίας από το βήμα 2 μέχρι την ικανοποίηση του Κριτηρίου Τερματισμού (Termination Criterion) του GA

7.3.2.1. Αρχικοποίηση

Το πρώτο βήμα των γενετικών λειτουργιών αποτελεί η Αρχικοποίηση (Initialization), κατά την οποία ορίζεται ο αρχικός πληθυσμός, με βάση τον οποίο θα εκκινηθούν οι διαδικασίες των GF. Ο αρχικός πληθυσμός επιλέγεται με τυχαίο τρόπο από ένα πλήθος δυνατών τιμών των παραμέτρων του προβλήματος. Το μέγεθός του θα εξαρτηθεί από τις απαιτήσεις και τους διαθέσιμους πόρους του χρήστη. Πέρα από αυτά, είναι δυνατόν να αξιοποιηθούν μέθοδοι αναζήτησης για την εύρεση αυτού του πληθυσμού, ώστε η διαδικασία να φέρει ταχύτερα το επιθυμητό αποτέλεσμα. Προφανώς, ο αρχικός πληθυσμός αυτός αποτελεί και την πρώτη γενιά του GA.

7.3.2.2. Αποκωδικοποίηση

Αφού προσδιοριστεί η πρώτη γενιά, η διαδικασία εισέρχεται στο στάδιο της Αποκωδικοποίησης (Decoding) και ως συνέπεια στο επαναληπτικό της μέρος. Η Αποκωδικοποίηση είναι απαραίτητη διαδικασία για την μετέπειτα αξιολόγηση του. Με άλλα λόγια, αναλύεται η ικανότητα του κάθε ατόμου να επιβιώσει, καθώς και η απόδοση του. Όπως

αναφέρθηκε, στο φυσικό μοντέλο, τα χρωμοσώματα διαθέτουν στα γονίδια τους το σύνολο της κωδικοποιημένης γενετικής πληροφορίας, όπου ονομάζεται γενότυπος. Η Αποκωδικοποίηση λειτουργεί ανάλογα στο τεχνητό μοντέλο, καθώς ο γενότυπος υιοθετεί τη δομή συμβολοσειράς με δυαδικά ψηφία σε αντιστοιχία με τα γονίδια. Επιπροσθέτως, προκύπτει ο φαινότυπος, ο οποίος αναφέρεται στην παρατηρήσιμη εμφάνιση της συμβολοσειράς και στον τρόπο που εμφανίζεται στο περιβάλλον της. Προφανώς, ως περιβάλλον ορίζεται η OF, άρα ο φαινότυπος μιας συμβολοσειράς αντιστοιχεί στην αποκωδικοποιημένη τιμή της.

7.3.2.3. Αξιολόγηση Καταλληλότητας

Στην προηγούμενη υποενότητα σημειώθηκε πως η λειτουργία Αξιολόγησης Καταλληλότητας (Suitability Assessment – SA) αφορά την ικανότητα επιβίωσης του κάθε ατόμου. Η SA αποτελεί θεμελιώδες βήμα του GA, τόσο από πλευρά λειτουργίας, όσο από πλευρά ελέγχου. Σε ένα φυσικό μοντέλο, αυτό δεν είναι πάντα εύκολο, καθώς τα χαρακτηριστικά και οι ικανότητες των ατόμων δεν είναι ευδιάκριτες. Είναι όμως καταγεγραμμένες στο σύνολο του γενετικού υλικού των χρωμοσωμάτων τους. Στο τεχνητό μοντέλο, η εφαρμογή της είναι απλούστερη, διότι για κάθε συμβολοσειρά του παρόντος πληθυσμού είναι ικανός ο υπολογισμός της απόδοσης της από την OF. Σε πιο περίπλοκα προβλήματα, ο προσδιορισμός της SA είναι πιθανό να απαιτεί τη ν εκτέλεση εργαστηριακών προσομοιώσεων.

7.3.2.4. Αναπαραγωγή

Στο επόμενο στάδιο συναντάται η Αναπαραγωγή (Reproduction) [109], η οποία διακρίνεται ως η πιο σημαντική λειτουργία του GA. Κατά την Αναπαραγωγή, εκτελείται το μεγαλύτερο μέρος του υπολογιστικού φόρτου του GA, και ως αποτέλεσμα η δομή της είναι ιδιαίτερα σύνθετη. Αναλυτικότερα, η διαδικασία της Αναπαραγωγής αποτελείται από 3 επιμέρους στάδια. Τα στάδια αυτά είναι:

-
1. Επιλογή (Selection)
 2. Διασταύρωση (Crossover ή Mating)
 3. Μετάλλαξη (Mutation)

7.3.2.4.1. Επιλογή

Η Επιλογή [106] ουσιαστικά πραγματοποιείται πριν την έναρξη της λειτουργίας της Αναπαραγωγή και αποτελεί βασικό κριτήριο προσδιορισμού των ατόμων του παρόντος πληθυσμού, τα οποία είναι ωφέλιμο να συμμετέχουν στη διαδικασία της Αναπαραγωγής και θα κληροδοτήσουν το σύνολο ή μέρος του συνόλου των χαρακτηριστικών τους στην επόμενη γενιά. Με άλλα λόγια, η διαδικασία της Επιλογής αποτελεί την τεχνική ενσάρκωση της θεωρίας της επιβίωσης του ικανότερου. Σκοπός της λειτουργίας της Επιλογής αποτελεί η εκθετική αύξηση των ικανότερων ατόμων και στο διάβα των γενεών, με τη διαδικασία της Αναπαραγωγής, να καθιερυθούν, ώστε να η δράση του GA να είναι αποτελεσματική.

Διακρίνονται ποικίλοι μέθοδοι εφαρμογής της λειτουργίας της επιλογής στα πλαίσια του GA, κάθε μια από τις οποίες οφείλει να παράγει μεγαλύτερες πιθανότητες αναπαραγωγής στο αντίστοιχο τεχνητό τους περιβάλλον σε άτομα, τα οποία διακρίνονται ως πιο ικανά. Προφανώς, το μέγεθος του πληθυσμού από γενιά σε γενιά δε μεταβάλλεται. Ο τελεστής αναπαραγωγής είναι ικανό να υιοθετήσει μορφή αλγοριθμικής βάσης, επίσης με ποικίλες μεθόδους. Ο απλούστερος τρόπος έκφρασης του αποτελεί η μέθοδος της εξαναγκασμένης ρουλέτας [107], στην οποία κάθε μέρος της αντιστοιχεί σε μια συμβολοσειρά του παρόντος πληθυσμού, σε αναλογία με την απόδοση της, η οποία μπορεί να υπολογιστεί ως η τιμή της AF.

7.3.2.4.2. Διασταύρωση

Ο προσωρινός πληθυσμός, ο οποίος προκύπτει από τη διαδικασία της επιλογής, στη συνέχεια θα συναντήσει το στάδιο της Διασταύρωσης (Crossover ή Mating) [106], κατά την οποία θα υποστεί μια μορφή τεχνητού ζευγαρώματος για να πραγματοποιηθεί η επικείμενη διαδικασία της τεχνητής γονιμοποίησης, σε αντιστοιχία με το φυσικό μοντέλο. Το νέο λοιπόν σύνολο ατόμων θα προκύψει ως συνδυασμός σε ομάδες των δύο, ο οποίος παράλληλα είναι δυνατόν

να επηρεάζει την ταχύτητα σύγκλισης του GA. Αν και το σημείο αυτό αποτελεί αντικείμενο μελέτης για την επιστημονική κοινότητα, στο σύνολο της βιβλιογραφίας φαίνεται να αντιμετωπίζεται ως μια διαδικασία που λειτουργεί με γνώμονα την τυχαιότητα.

Ως Διασταύρωση ορίζεται η λειτουργία κατά την οποία τα δύο μέλη ανταλλάζουν γενετικές πληροφορίες. Προφανώς, η Διασταύρωση φαίνεται να επηρεάζει σε πολύ μεγάλο βαθμό την απόδοση του GA και η έρευνα γύρω της έφερε ποικίλους τρόπους υλοποίησης της. Ένα μεγάλο πλήθος από αυτούς φαίνεται να εφαρμοστούν σε μεγάλο πλήθος προβλημάτων, ενώ υπάρχουν και αλγόριθμοι για πιο εξειδικευμένες περιπτώσεις. Στόχος της Διασταύρωσης είναι η νέα γενιά που θα σχηματιστεί να διαθέτει άτομα, τα οποία θα διαφέρουν από τους προγόνους τους, αλλά θα διακρίνονται από το συνδυασμό των βέλτιστων χαρακτηριστικών τους.

Μια από τις διακριτές ικανότητες της διασταύρωσης αποτελεί η εξερεύνηση σεναρίων, τα οποία δεν είναι γνωστά στο χώρο αναζήτησης. Αποτέλεσμα αυτού είναι η διεύρυνση του πεδίου δράσης του αλγορίθμου, καθώς και η αύξηση της αποτελεσματικότητας του. Εφόσον οι απόγονοι δημιουργούνται ως συνδυασμοί χαρακτηριστικών των γονέων τους και προκύπτουν επιτυχημένοι πληθυσμοί υψηλής ικανότητας. Είναι επίσης πιθανό, να προκύψουν απόγονοι με χειρότερα χαρακτηριστικά από τους προγόνους τους, όμως θα χαρακτηρίζονται από πολύ μικρή πιθανότητα πολλαπλασιασμού στον επόμενο αναπαραγωγικό κύκλο λόγω της μικρής τιμής της απόδοσής τους.

Η Διασταύρωση λαμβάνει παραμετροποιημένη μορφή και λαμβάνει χώρα με πιθανότητα, την Πιθανότητα Διασταύρωσης (Crossover Probability – CP), η οποία καθορίζεται από το σχεδιαστή του μοντέλου. Η CP είναι δυνατόν να μεταβάλλεται κατά την εξέλιξη του αλγορίθμου. Επιπροσθέτως, η τιμή της πιθανότητας επηρεάζει την ταχύτητα απόκρισης του αλγορίθμου ή με άλλα λόγια τη σύγκλισή του. Ως προς τις τιμές της CP ισχύει:

$CP \approx 1 \rightarrow$ εξέλιξη αλγορίθμου με μικρό βήμα (συγκλίνει βέλτιστα, αλλά αργά)

$CP \approx 0 \rightarrow$ εξέλιξη αλγορίθμου με μεγάλο βήμα (γρήγορο, αλλά ίσως να αποκλίνει)

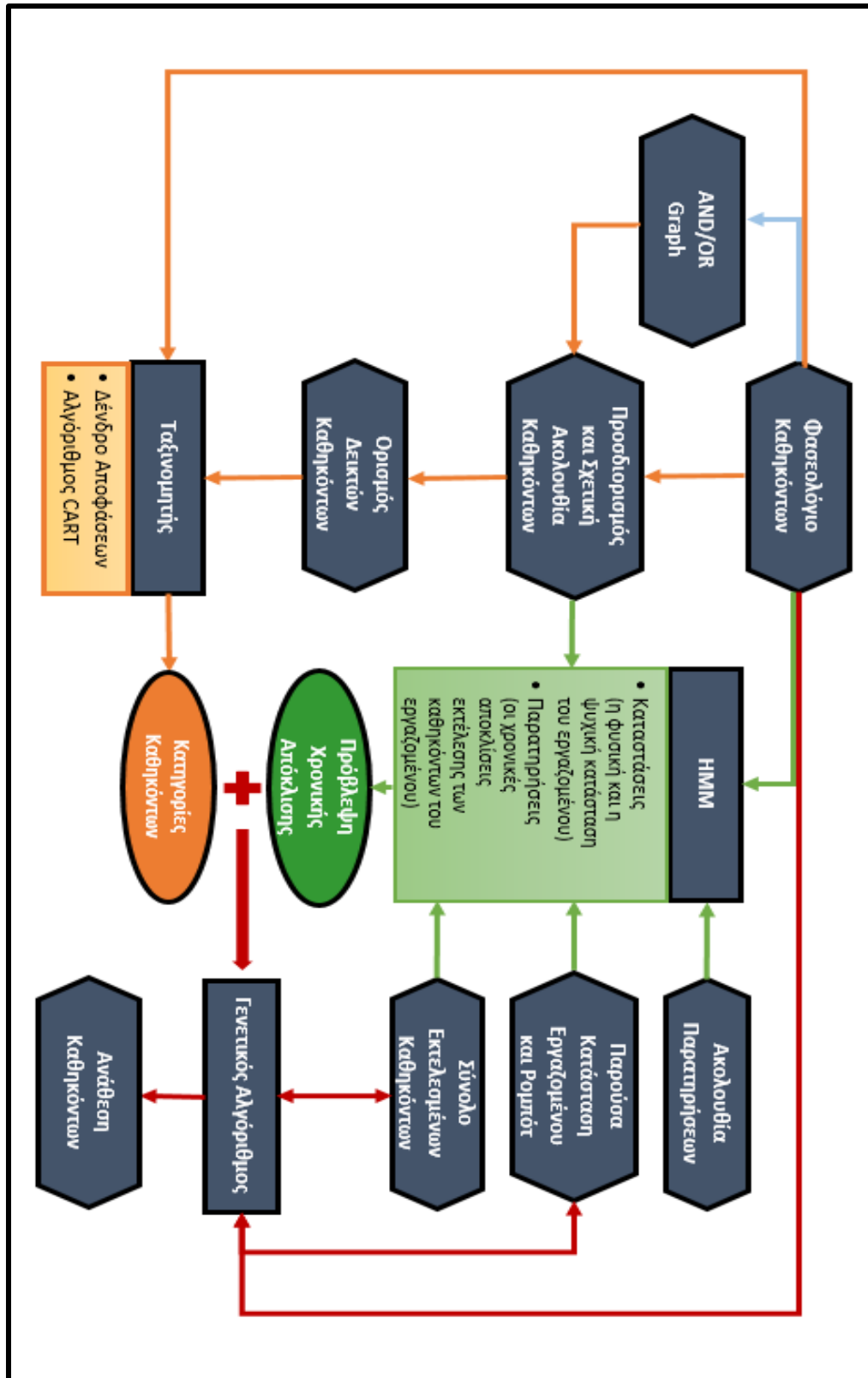
Συνεπώς, στην έναρξη της εξερεύνησης επιλέγεται μεγάλο βήμα ($CP \approx 1$) και αφού ο αλγόριθμος προσεγγίσει την τιμή του βέλτιστου, επιλέγεται μικρότερο βήμα αναζήτησης ($CP \approx 0$). Έτσι, είναι δυνατόν να αυξηθεί η ταχύτητα της αναζήτησης, χωρίς να αποκλίνει από την επιθυμητή τιμή.

7.3.2.4.3. Μετάλλαξη

Η Μετάλλαξη (Mutation) [106] αποτελεί το τελευταίο στάδιο της αναπαραγωγικής λειτουργίας, και αν και χαρακτηρίζεται ως λιγότερο σημαντική από τις υπόλοιπες, συμβάλει στην αποτελεσματική δράση του GA. Στο φυσικό μοντέλο, η μετάλλαξη μπορεί να τόσο ευεργετική, όσο και αρνητική για την εξέλιξη της ζωής. Η Μετάλλαξη φαίνεται να λειτουργεί παρόμοια στα τεχνητά μοντέλα. Ενεργεί σε μόνο ένα οργανισμό τη φορά. Καθώς αντιγράφονται τα δυαδικά ψηφία από τον πρόγονο στον απόγονο με μια μικρή τυχαία πιθανότητα, η οποία θα οριστεί ως Πιθανότητα Μετάλλαξης (Mutation Probability – MP), επιλέγεται ένα ψηφίο και αντιστρέφεται (από 0 σε 1 και το αντίστροφο). Αν η MP δεν είναι μικρή, θα έχει ως αποτέλεσμα την εκφύλιση του GA. Η Μετάλλαξη αποτελεί μια ασφαλιστική δικλείδα, έτσι ώστε να συμπεριληφθούν οι περιπτώσεις και οι πληροφορίες, οι οποίες διέφυγαν από τις διαδικασίες της Επιλογής και της Διασταύρωσης. Η εφαρμογή της Μετάλλαξης έχει ως συνέπεια τόσο την αύξηση της ποικιλίας του πληθυσμού, όσο την επανακατεύθυνση της αναζήτησης, ώστε να εξασφαλιστεί πως δε διαφεύγουν σημεία και πληροφορίες από το χώρο αναζήτησης. Τέλος, η διαδικασία θα επαναληφθεί από το στάδιο της Αποκωδικοποίησης μέχρι να ικανοποιηθεί το αντίστοιχο Κριτήριο Τερματισμού (Termination Criterion - TC).

7.4. Σχεδιασμός Γενετικού Αλγόριθμου

Όπως έγινε φανερό, οι GA αποτελούν μια ιδιαίτερα αποτελεσματική μέθοδο βελτιστοποίησης. Στην παρούσα εφαρμογή, ο GA θα χρησιμοποιηθεί για τη βέλτιστη κατανομή καθηκόντων στον εργαζόμενο και στο ρομπότ, με σκοπό τη βέλτιστη απόδοση της διαδικασίας. Αναλυτικότερα, ο GA λαμβάνει ως δεδομένα το σύνολο των καθηκόντων (σε μορφή φασεολογίου) της διαδικασίας συναρμολόγησης, τα αποτελέσματα της κατηγοριοποίησης που θα προκύψουν έπειτα της διαδικασίας ταξινόμησης, καθώς και τις προβλέψεις ως προς τις χρονικές αποκλίσεις της εκτέλεσης των καθηκόντων από τον εργαζόμενο, ώστε να κατευθύνει αποτελεσματικά και αποδοτικά το διαθέσιμο δυναμικό. Το σύνολο της προτεινόμενης μεθόδου παρουσιάζεται στο παρακάτω διάγραμμα ροής.



Εικόνα 17. Διάγραμμα ροής δυναμικής κατανομής καθηκόντων

Η δομή του GA θα προσδιοριστεί σε επόμενο κεφάλαιο. Κάθε ένα από τα παραπάνω στάδια είναι απαραίτητο για την αποτελεσματική κατανομή των καθηκόντων. Είναι ωφέλιμο να επισημανθεί για ακόμα μια φορά πως η κατανομή των καθηκόντων είναι δυναμική διαδικασία και επομένως τόσο αυτή, όσο και τα συστήματα που την περιβάλλουν είναι ιδιαίτερα μεταβλητά. Πέρα από αυτά, ο GA θα πρέπει να εξακριβώσει πως τα καθήκοντα έχουν κατανεμηθεί κατάλληλα, ώστε ο άνθρωπος και το ρομπότ να μπορούν να εκτελέσουν τις εργασίες που τους έχουν ανατεθεί και να αξιολογήσει την ανάθεση των εργασιών ως προς τη χρονική απόδοση του έργου και ως προς την ομαλή συνεργασία του διαθέσιμου δυναμικού. Το σύνολο της μεθόδου που παρουσιάζεται στα παραπάνω κεφάλαια θα λάβει υπόσταση στην επικείμενη ενότητα.

8. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ

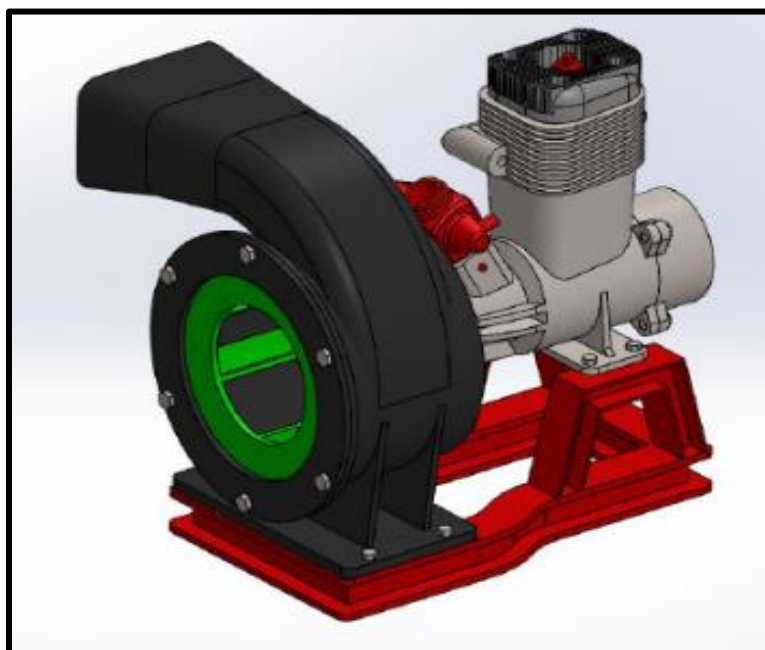
Στο σύνολο των παραπάνω παραγράφων παρουσιάστηκε το θεωρητικό υπόβαθρο που απαιτήθηκε για το σχηματισμό της προτεινόμενης μεθόδου. Συνοπτικά, τα κύρια στοιχεία της μεθόδου αποτελούνται από το Δένδρο Απόφασης (DT), το Κρυφό Μαρκοβιανό Μοντέλο (HMM), το Γενετικό Αλγόριθμο (GA), καθώς και τα επιμέρους στάδια προεργασίας που τα διακρίνουν. Προφανώς, πέρα της θεωρητικής υπόστασης της προτεινόμενης μεθόδου είναι εξίσου σημαντική η πρακτική εφαρμογή της. Επομένως, θα επιστρατευτεί ένα σενάριο συνεργασίας ανθρώπου-ρομπότ σε διαδικασία συναρμολόγησης από το χώρο της βιομηχανίας, με σκοπό να επικυρωθεί η αποτελεσματικότητα και η αποδοτικότητα της προτεινόμενης μεθόδου. Στις επόμενες παραγράφους θα εισαχθούν τα δεδομένα του επιλεγμένου σεναρίου στις προσδιορισμένες διαδικασίες, τα αποτελέσματα των οποίων οφείλουν να αξιολογηθούν ως προς τα κριτήρια του χρόνου και της απόδοσης που θα οριστούν.

8.1. Σενάριο Εφαρμογής

Το σενάριο το οποίο επιλέχτηκε αφορά τη διαδικασία συναρμολόγησης μιας φυγοκεντρικής αντλίας μέσω της συνεργασίας ανθρώπου-ρομπότ, βασισμένη στη μεταπτυχιακή εργασία του Γεώργιου Βασιλόπουλου [108]. Τα δεδομένα του συγκεκριμένου σεναρίου διακρίνονται από τον Κατάλογο Εξαρτημάτων (Bill of Materials - BoM) και Κατάλογο Καθηκόντων (Bill of Tasks - BoT), τα οποία παρουσιάζουν το σύνολο των απαραίτητων εξαρτημάτων και διαδικασιών για τη συναρμολόγηση της φυγοκεντρικής αντλίας. Στον Πίνακα 6 παρουσιάζεται ο BoM, ο οποίος διακρίνεται από στήλες με τον α/α, τον κωδικό, το όνομα, την ποσότητα και τη μάζα του κάθε εξαρτήματος. Αντίστοιχα, στον Πίνακα 7 παρουσιάζεται ο BoT, ο οποίος διαθέτει στήλες με τους κωδικούς, με τα ονόματα και με τις λειτουργικές προϋποθέσεις του κάθε εξαρτήματος. Συγκεκριμένα, παρατηρούνται 38 μεμονωμένα εξαρτήματα, από τα οποία τα 21 είναι διαφορετικά μεταξύ τους, καθώς και 22 μεμονωμένες διαδικασίες συναρμολόγησης. Τέλος, παρουσιάζονται η πρόσοψη, η κάτοψη και η πλάγια όψη της συνολικής κατασκευής σε συνδυασμό με την περιγραφή των εξαρτημάτων της φυγοκεντρικής αντλίας για την κατανόηση της συνολικής σύνθεσής της.

| A/A Εξαρτήματος | Κωδικός Εξαρτήματος | Όνομα Εξαρτήματος | Ποσότητα Εξαρτημάτων | Μάζα (kg) |
|--------------------|------------------------|---------------------------------------|-------------------------|--------------|
| 1 | P01 | Βάση | 1 | 43.2 |
| 2 | P02 | Περίβλημα Πτερωτής | 1 | 61.62 |
| 3 | P03 | Περίβλημα Κινητήρα | 1 | 70.76 |
| 4 | P04 | Κοχλίας Περίβληματος Πτερωτής | 4 | 0.06 |
| 5 | P05 | Κοχλίας Περίβληματος Κινητήρα | 4 | 0.08 |
| 6 | P06 | Στροφαλοφόρος Άξονας | 1 | 10.51 |
| 7 | P07 | Εξαερωτής | 1 | 6.15 |
| 8 | P08 | Πείρος Εξαερωτή | 1 | 0.09 |
| 9 | P09 | Κοχλίας Ασφαλείας Στροφαλοφόρου Άξονα | 1 | 0.2 |
| 10 | P10 | Κάλυπτρο Κινητήρα | 1 | 7.73 |
| 11 | P11 | Κοχλίας Καλύπτρου Κινητήρα | 4 | 0.1 |
| 12 | P12 | Περικόχλιο Στροφαλοφόρου Άξονα | 1 | 0.51 |
| 13 | P13 | Πτερωτή | 1 | 29.24 |
| 14 | P14 | Φλάντζα | 1 | 7.66 |
| 15 | P15 | Κοχλίας Φλάντζας | 6 | 0.09 |
| 16 | P16 | Κεφαλή Κινητήρα | 1 | 9.7 |
| 17 | P17 | Κοχλίας Κεφαλής Κινητήρα | 4 | 0.08 |
| 18 | P18 | Μπουζί Πυράκτωσης | 1 | 0.62 |
| 19 | P19 | Πιστόνι | 1 | 4.88 |
| 20 | P20 | Ράβδος Σύνδεσης | 1 | 2.08 |
| 21 | P21 | Πείρος Πιστονιού | 1 | 0.66 |

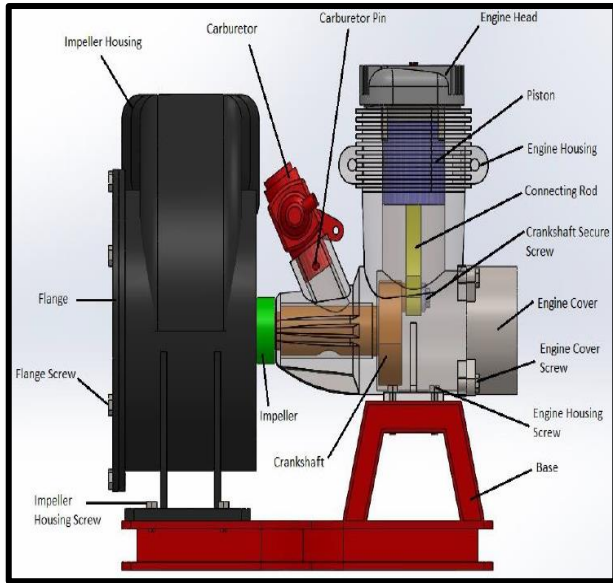
Πίνακας 6. Κατάλογος Εξαρτημάτων - ΒοΜ



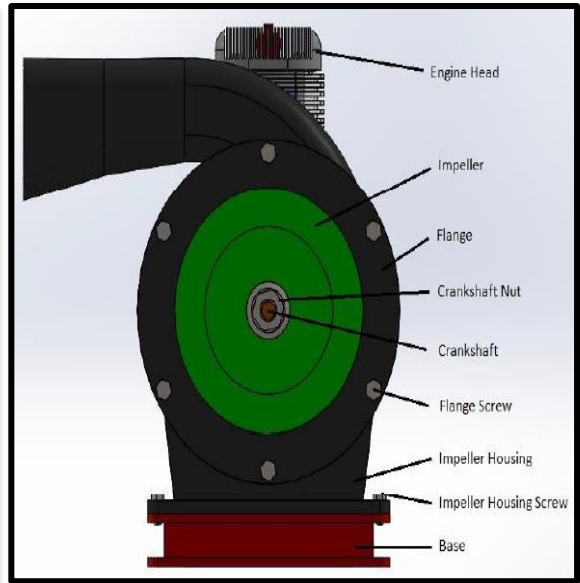
Εικόνα 18. Φυγοκεντρική αντλία

| Κωδικός Καθήκοντος | Όνομα Καθήκοντος | Προαπαιτούμενα Καθήκοντα |
|--------------------|--|--------------------------|
| A | Τοποθέτηση Βάσης στην επιφάνεια εργασίας | - |
| B | Τοποθέτηση Περιβλήματος Κινητήρα στη Βάση | A |
| C | Τοποθέτηση Περιβλήματος Πτερωτής στη Βάση | A |
| D | Βίδωμα Κοχλιών Περιβλήματος Κινητήρα για Σύνδεση Περιβλήματος Κινητήρα στη Βάση | B |
| E | Βίδωμα Κοχλιών Περιβλήματος Πτερωτής για Σύνδεση Περιβλήματος Πτερωτής στη Βάση | C |
| F | Τοποθέτηση Στροφαλοφόρου Άξονα στο Περίβλημα Κινητήρα | D |
| G | Τοποθέτηση Υποκατασκευής Πιστονιού στο Περίβλημα Κινητήρα και Σύνδεση της με το Στροφαλοφόρο Άξονα | E,F,O |
| H | Βίδωμα Κοχλιών Ασφαλείας Στροφαλοφόρου Άξονα στην Υποκατασκευή Πιστονιού | G |
| I | Τοποθέτηση Κάλυπτρου Κινητήρα στο Περίβλημα Κινητήρα | H |
| J | Βίδωμα Κοχλιών Κάλυπτρου Κινητήρα για Σύνδεση Κάλυπτρου Κινητήρα στο Περίβλημα Κινητήρα | I |
| K | Τοποθέτηση Κεφαλής Κινητήρα στο Περίβλημα Κινητήρα | G |
| L | Βίδωμα Κοχλιών Κεφαλής Κινητήρα για Σύνδεση Κεφαλής Κινητήρα στο Περίβλημα Κινητήρα | K |
| M | Τοποθέτηση Πείρου Πυράκτωσης την Κεφαλή Κινητήρα | L |
| N | Τοποθέτηση Εξαερωτή στο Περίβλημα Κινητήρα | D |
| O | Τοποθέτηση Πείρου Εξαερωτή σε Εξαερωτή | N |
| P | Τοποθέτηση Πτερωτής στο Στροφαλοφόρο Άξονα | E,F |
| Q | Βίδωμα Περικοχλίου Στροφαλοφόρου Άξονα στο Στροφαλοφόρο Άξονα | P |
| R | Τοποθέτησης Φλάντζας στο Περίβλημα Πτερωτής | P |
| S | Βίδωμα Κοχλία Φλάντζας στη Φλάντζα για Σύνδεση Φλάντζας στο Περίβλημα Πτερωτής | R |
| T | Τοποθέτηση Πιστονιού στην επιφάνεια εργασίας | - |
| U | Τοποθέτηση Ράβδου Σύνδεσης στο Πιστόνι | T |
| V | Τοποθέτηση Πείρου Πιστονιού στην Υποκατασκευή Πιστονιού | U |

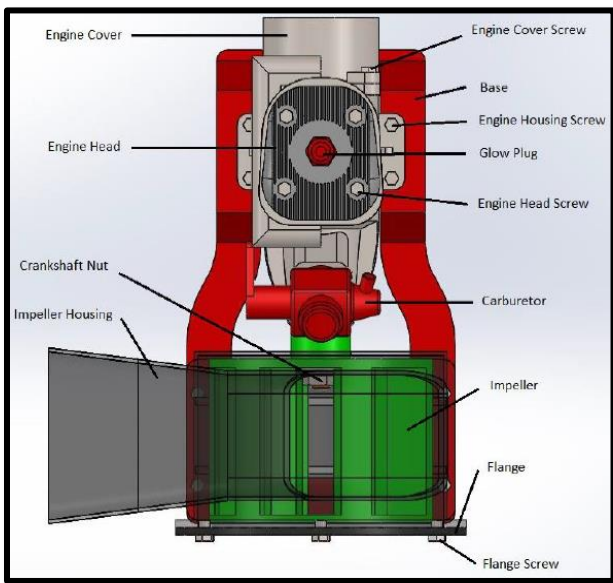
Πίνακας 7. Κατάλογος Διαδικασιών - ΒοΤ



Εικόνα 19. Φυγοκεντρική αντλία – Πρόσωση



Εικόνα 20. Φυγοκεντρική αντλία – Πλάγια Όψη



Εικόνα 19. Φυγοκεντρική αντλία – Κάτωψη

8.2. AND/OR Γράφημα

Ένα AND/OR γράφημα αποτελεί έναν ιδιαίτερα αποτελεσματικό τρόπο αναπαράστασης των καθηκόντων που διακρίνουν τη δομή των προβλημάτων συναρμολόγησης. Το AND/OR γράφημα φανερώνει τις ακολουθίες των καθηκόντων και τα επίπεδα εργασίας που τα διακρίνουν. Η συναρμολόγηση δεν μπορεί να συνεχιστεί στο νέο επίπεδο εργασίας, αν δεν εκτελεστεί το σύνολο των καθηκόντων του προηγούμενου επιπέδου εργασίας. Υπενθυμίζεται πως κάθε ορθογώνιος κόμβος (κόμβος AND) απεικονίζει ένα κατασκευαστικό υποσύνολο, ενώ κάθε κυκλικός κόμβος (κόμβος OR) που εμφανίζεται μεταξύ των γονικών και των θυγατρικών ορθογωνίων κόμβων αντιστοιχεί στη διαδικασία που απαιτείται για την επιτυχή σύνθεση του κατασκευαστικού υποσυνόλου.

Ο Πίνακας 6 και ο Πίνακας 7 αποτελούν το βασικό άξονα πληροφοριών για τη σύσταση του τελικού AND/OR γραφήματος. Τα δεδομένα αυτά είναι αρκετά για να προσδιορισθεί το σύνολο των πιθανών κατασκευαστικών διαδρομών, ώστε το διαθέσιμο δυναμικό να καταλήξει στην τελική συναρμολόγηση. Όπως έχει ήδη επισημανθεί η δημιουργία του AND/OR γραφήματος δεν αποτελεί αντικείμενο έρευνας της παρούσας διπλωματικής, αλλά είναι αρκετά ασφαλές να υποτεθεί πως η χρήση του αλγόριθμου εύρεσης A^* Graph θα επιφέρει αποτέλεσμα ικανοποιητικά κοντά στο ορισμένο διάγραμμα. Προφανώς, ιδιαίτερα σημαντικός περιορισμός αποτελεί η λίστα των λειτουργικών προϋποθέσεων, την οποία φέρει ο BP. Για λειτουργικούς λόγους το τελικό AND/OR γράφημα θα διακριθεί σε 2 επίπεδα εργασίας. Στους Πίνακα 8 και 9 παρουσιάζεται η κατανομή των μερών και των καθηκόντων στα 2 επίπεδα εργασίας, ενώ στις Εικόνες 22 και στις Εικόνες 23 παρουσιάζονται τα Επίπεδα Εργασίας 1 και 2 αντίστοιχα.

Η αναπαράσταση μιας δομής με ένα AND/OR γράφημα φέρει την ικανότητα της αποτελεσματικής διαχείρισης της παράλληλης εκτέλεσης καθηκόντων από τα μεμονωμένα μέλη του διαθέσιμου δυναμικού του ρομπότ και του ανθρώπου. Επιπροσθέτως, τα επίπεδα εργασίας, τα οποία έχουν οριστεί στο AND/OR γράφημα θα αξιοποιηθούν στα επόμενα στάδια της διαδικασίας. Με άλλα λόγια, το AND/OR γράφημα θα επιστρατευτεί σε επιμέρους βήματα της μεθόδου ως οδηγός για την αποτελεσματική κατανομή των καθηκόντων και τον έλεγχο τους.

| A/A Εξαρτήματος | Κωδικός Εξαρτήματος | Όνομα Εξαρτήματος | Ποσότητα Εξαρτημάτων | Μάζα (kg) |
|--------------------|------------------------|---------------------------------------|-------------------------|--------------|
| 1 | P01 | Βάση | 1 | 43.2 |
| 2 | P02 | Περίβλημα Πτερωτής | 1 | 61.62 |
| 3 | P03 | Περίβλημα Κινητήρα | 1 | 70.76 |
| 4 | P04 | Κοχλίας Περίβληματος Πτερωτής | 4 | 0.06 |
| 5 | P05 | Κοχλίας Περίβληματος Κινητήρα | 4 | 0.08 |
| 6 | P06 | Στροφαλοφόρος Άξονας | 1 | 10.51 |
| 7 | P07 | Εξαερωτής | 1 | 6.15 |
| 8 | P08 | Πείρος Εξαερωτή | 1 | 0.09 |
| 9 | P09 | Κοχλίας Ασφαλείας Στροφαλοφόρου Άξονα | 1 | 0.2 |
| 10 | P10 | Κάλυπτρο Κινητήρα | 1 | 7.73 |
| 11 | P11 | Κοχλίας Καλύπτρου Κινητήρα | 4 | 0.1 |
| 12 | P12 | Περικόχλιο Στροφαλοφόρου Άξονα | 1 | 0.51 |
| 13 | P13 | Πτερωτή | 1 | 29.24 |
| 14 | P14 | Φλάντζα | 1 | 7.66 |
| 15 | P15 | Κοχλίας Φλάντζας | 6 | 0.09 |
| 16 | P16 | Κεφαλή Κινητήρα | 1 | 9.7 |
| 17 | P17 | Κοχλίας Κεφαλής Κινητήρα | 4 | 0.08 |
| 18 | P18 | Μπουζί Πυράκτωσης | 1 | 0.62 |
| 19 | P19 | Πιστόνι | 1 | 4.88 |
| 20 | P20 | Ράβδος Σύνδεσης | 1 | 2.08 |
| 21 | P21 | Πείρος Πιστονιού | 1 | 0.66 |

Επίπεδο Εργασίας 1

Επίπεδο Εργασίας 2

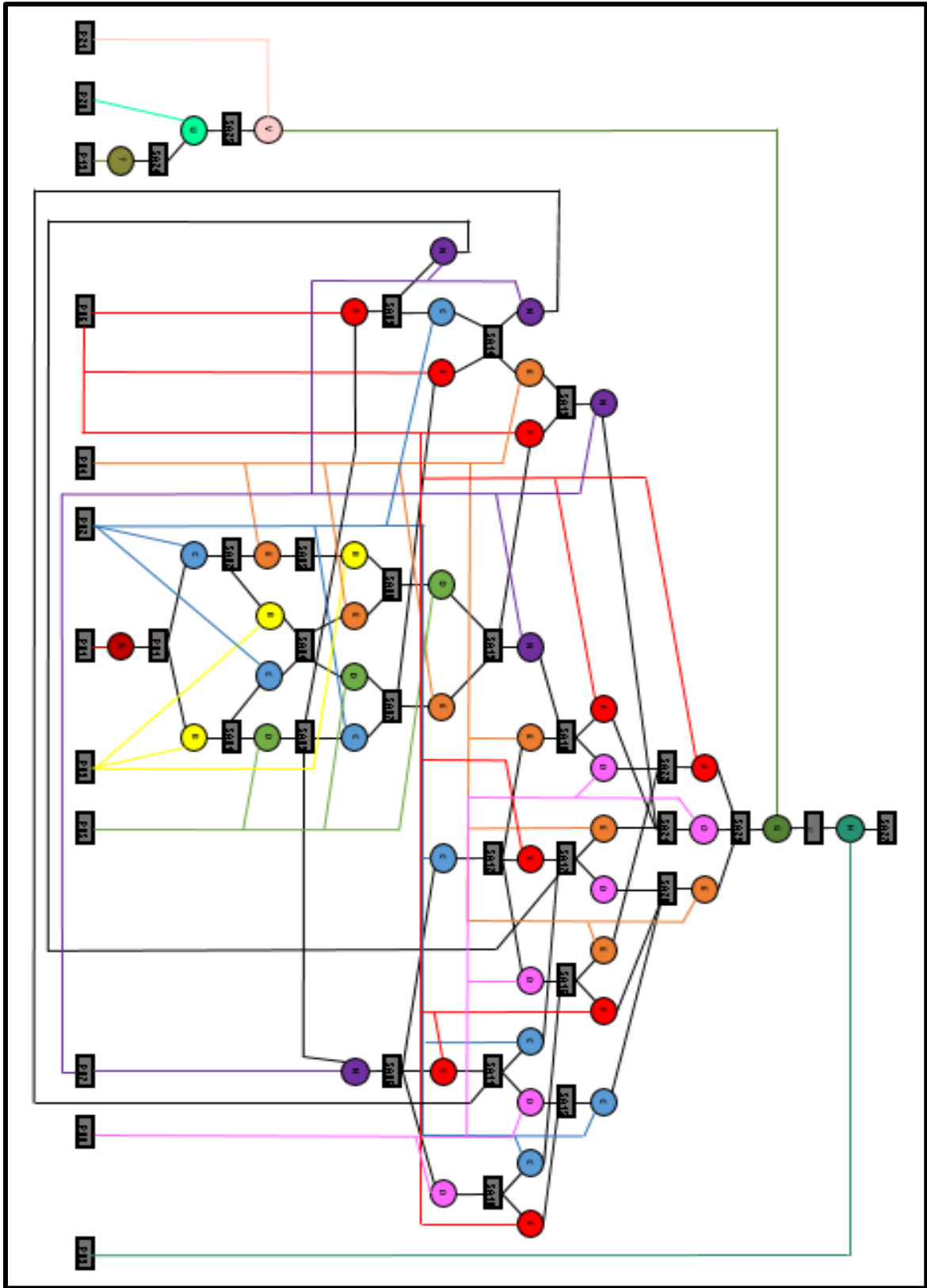
Πίνακας 8. Κατανομή Εξαρτημάτων στα 2 Επίπεδα Εργασίας

| Κωδικός Καθήκοντος | Όνομα Καθήκοντος | Προαπαιτούμενα Καθήκοντα |
|--------------------|--|--------------------------|
| A | Τοποθέτηση Βάσης στην επιφάνεια εργασίας | - |
| B | Τοποθέτηση Περιβλήματος Κινητήρα στη Βάση | A |
| C | Τοποθέτηση Περιβλήματος Πτερωτής στη Βάση | A |
| D | Βίδωμα Κοχλιών Περιβλήματος Κινητήρα για Σύνδεση Περιβλήματος Κινητήρα στη Βάση | B |
| E | Βίδωμα Κοχλιών Περιβλήματος Πτερωτής για Σύνδεση Περιβλήματος Πτερωτής στη Βάση | C |
| F | Τοποθέτηση Στροφαλοφόρου Άξονα στο Περίβλημα Κινητήρα | D |
| G | Τοποθέτηση Υποκατασκευής Πιστονιού στο Περίβλημα Κινητήρα και Σύνδεση της με το Στροφαλοφόρο Άξονα | E,F,O |
| H | Βίδωμα Κοχλιών Ασφαλείας Στροφαλοφόρου Άξονα στην Υποκατασκευή Πιστονιού | G |
| I | Τοποθέτηση Κάλυπτρου Κινητήρα στο Περίβλημα Κινητήρα | H |
| J | Βίδωμα Κοχλιών Κάλυπτρου Κινητήρα για Σύνδεση Κάλυπτρου Κινητήρα στο Περίβλημα Κινητήρα | I |
| K | Τοποθέτηση Κεφαλής Κινητήρα στο Περίβλημα Κινητήρα | G |
| L | Βίδωμα Κοχλιών Κεφαλής Κινητήρα για Σύνδεση Κεφαλής Κινητήρα στο Περίβλημα Κινητήρα | K |
| M | Τοποθέτηση Πείρου Πυράκτωσης την Κεφαλή Κινητήρα | L |
| N | Τοποθέτηση Εξαερωτή στο Περίβλημα Κινητήρα | D |
| O | Τοποθέτηση Πείρου Εξαερωτή σε Εξαερωτή | N |
| P | Τοποθέτηση Πτερωτής στο Στροφαλοφόρο Άξονα | E,F |
| Q | Βίδωμα Περικοχλίου Στροφαλοφόρου Άξονα στο Στροφαλοφόρο Άξονα | P |
| R | Τοποθέτησης Φλάντζας στο Περίβλημα Πτερωτής | P |
| S | Βίδωμα Κοχλία Φλάντζας στη Φλάντζα για Σύνδεση Φλάντζας στο Περίβλημα Πτερωτής | R |
| T | Τοποθέτηση Πιστονιού στην επιφάνεια εργασίας | - |
| U | Τοποθέτηση Ράβδου Σύνδεσης στο Πιστόνι | T |
| V | Τοποθέτηση Πείρου Πιστονιού στην Υποκατασκευή Πιστονιού | U |

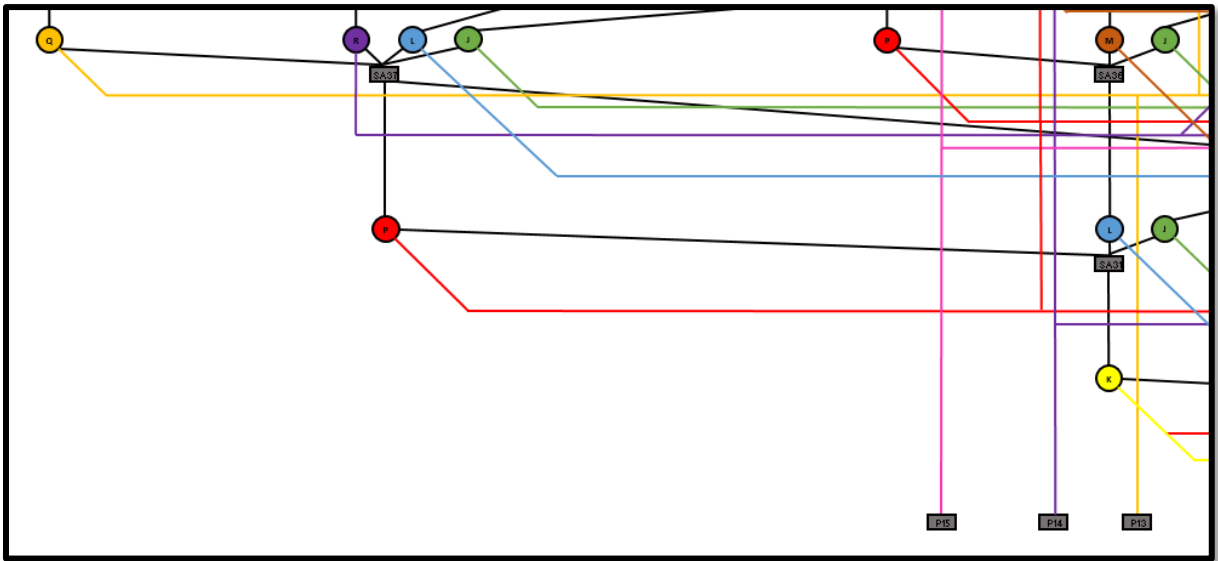
Επίπεδο Εργασίας 1

Επίπεδο Εργασίας 2

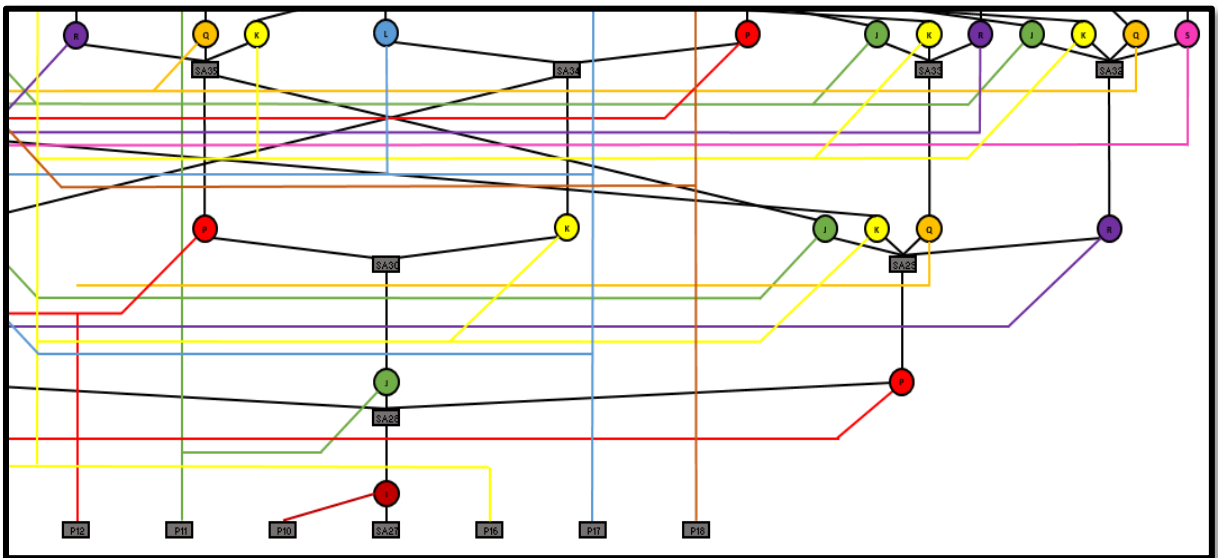
Πίνακας 9. Κατανομή Καθηκόντων στα 2 Επίπεδα Εργασίας



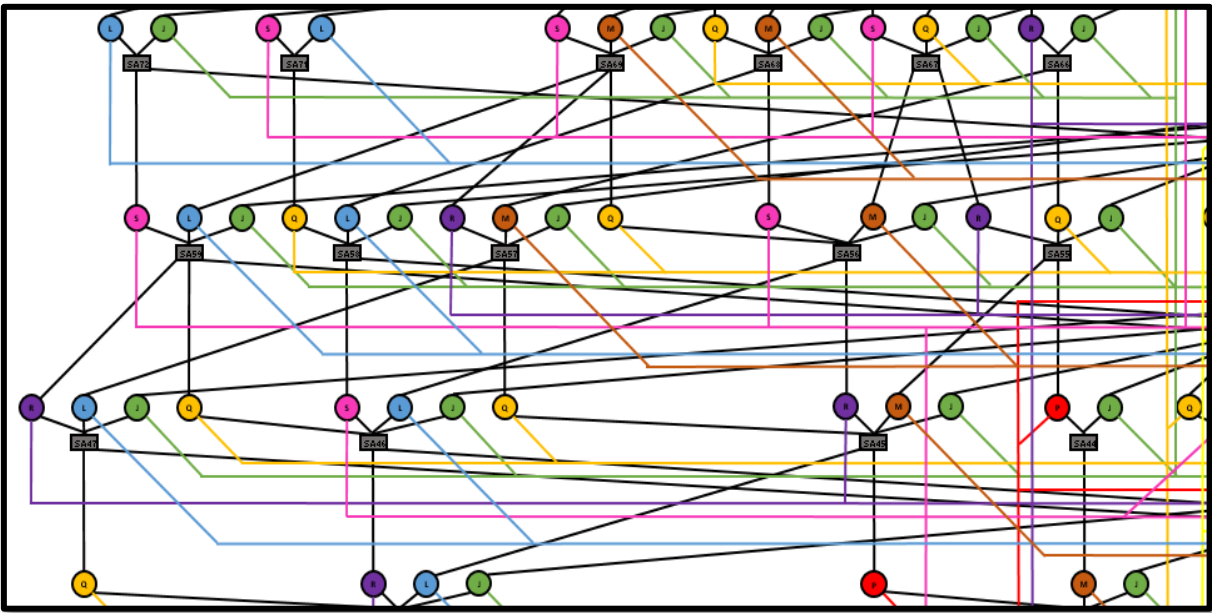
Εικόνα 20. AND/OR Γράφημα – Επίπεδο Εργασίας 1



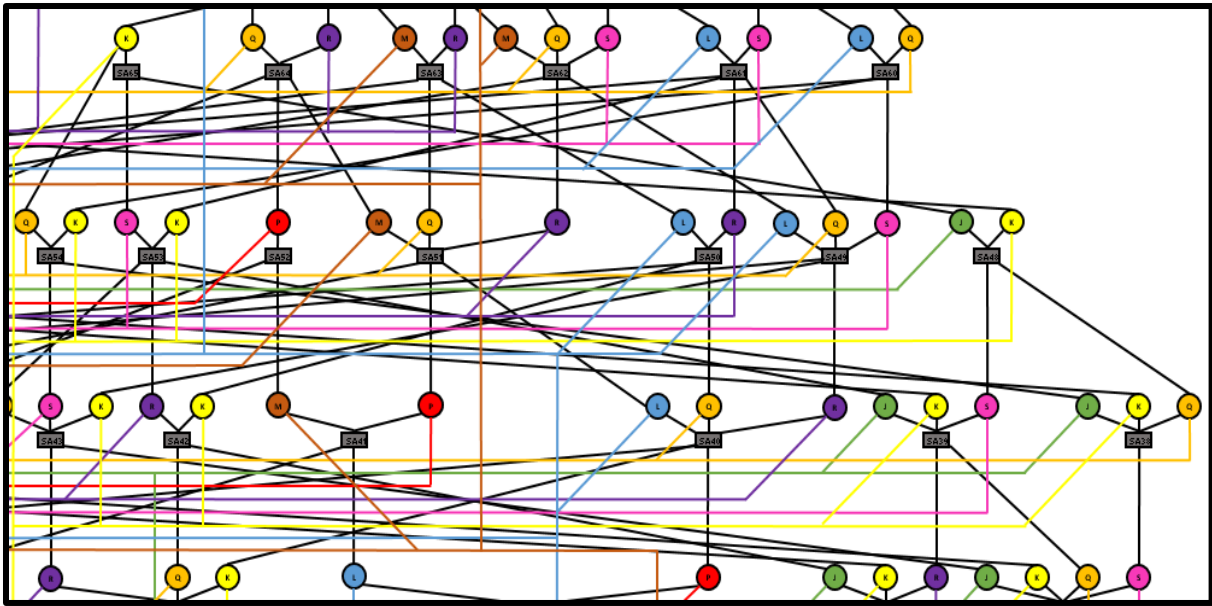
Εικόνα 21. AND/OR Γράφημα – Επίπεδο Εργασίας 2 (1/6)



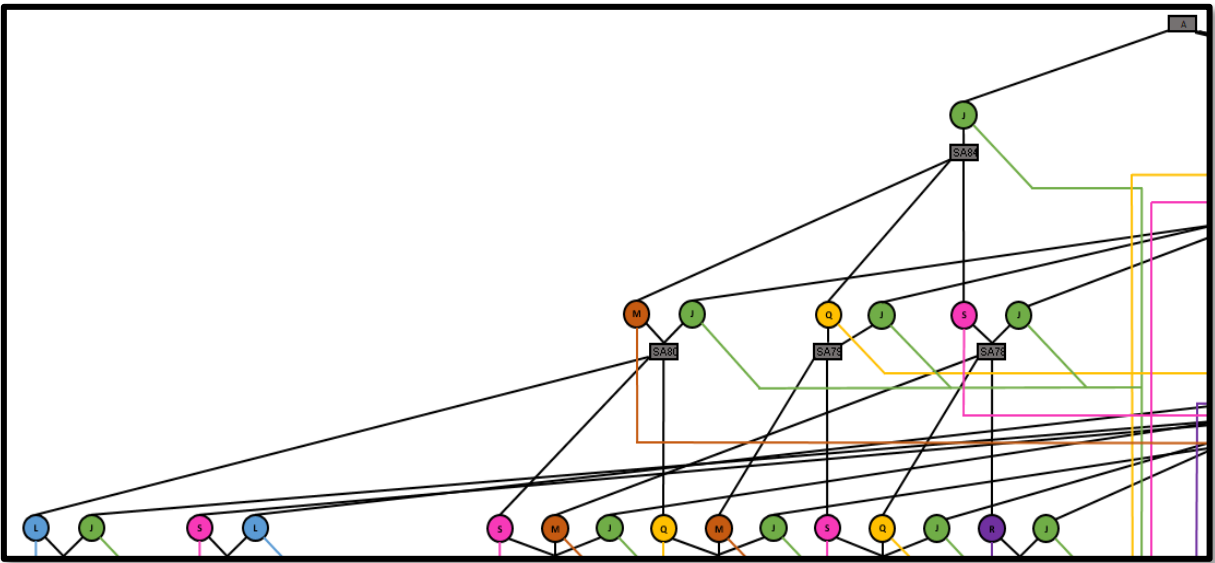
Εικόνα 22. AND/OR Γράφημα – Επίπεδο Εργασίας 2 (2/6)



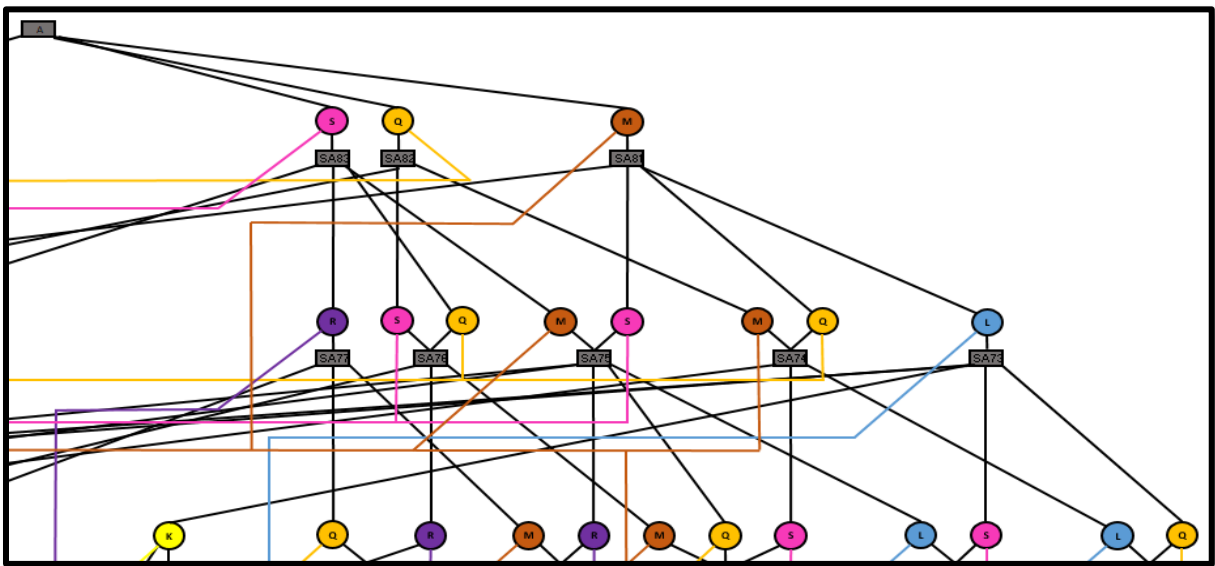
Εικόνα 25. AND/OR Γράφημα – Επίπεδο Εργασίας 2 (3/6)



Εικόνα 26. AND/OR Γράφημα – Επίπεδο Εργασίας 2 (4/6)



Εικόνα 27. AND/OR Γράφημα – Επίπεδο Εργασίας 2 (5/6)



Εικόνα 28. AND/OR Γράφημα – Επίπεδο Εργασίας 2 (6/6)

| | |
|---|---|
| 5 | 6 |
| 3 | 4 |
| 1 | 2 |

Εικόνα 26. Σύνθεση AND/OR Γραφήματος – Επίπεδο Εργασίας 2

8.3. Προσδιορισμός καθηκόντων και σχετικής ακολουθίας καθηκόντων

Το δεδομένο φασεολόγιο φανερώνει το σύνολο των καθηκόντων που απαιτούνται για την ολοκλήρωση της διαδικασίας της συναρμολόγησης και σε συνδυασμό με τη δομή του AND/OR γραφήματος είναι δυνατό να προσδιοριστούν οι σχετικές ακολουθίες μεταξύ αυτών των καθηκόντων. Εφόσον γίνουν γνωστές οι σχετικές ακολουθίες καθηκόντων απαιτείται η ανάθεση ορισμένων στοιχείων ταυτοποίησης σε κάθε μεμονωμένο καθήκον. Όπως επισημάνθηκε και στο θεωρητικό στάδιο, σε κάθε στοιχείο ανατίθεται ένα **όνομα**, ένας **αύξων αριθμός** και η **χρονική διάρκεια** που απαιτείται για την ολοκλήρωσή του. Πέρα από αυτά, απαιτείται ένας αριθμός, ο οποίος φανερώνει το επίπεδο εργασίας που αναπαρίσταται από το AND/OR γράφημα και ως συνέπεια τη σχέση αλληλουχίας της παρούσας εργασίας με τις υπόλοιπες. Για τη διευκόλυνση της πλοήγησης της διαδικασίας για όνομα του καθήκοντος θα οριστεί το σύμβολο του κωδικού του καθήκοντος. Ως προς τη χρονική διάρκεια εκτέλεσης της διαδικασίας θεωρείται πως το σύνολο των καθηκόντων εκτελούνται ορισμένο πλήθος φορών (ιδανικά και από περισσότερους από ένα μέλη του δυναμικού) και αγνοώντας τυχόν ακραίες τιμές υπολογίζεται η μέση τιμή εκτέλεσης του κάθε καθήκοντος. Δυστυχώς δε διατίθεται η δυνατότητα εκτέλεσης πειραμάτων για τη μέτρηση αυτών των χρόνων, αλλά είτε με ψηφιακή μοντελοποίηση, είτε με απλές υποθέσεις είναι δυνατόν να προσεγγιστούν αυτοί οι χρόνοι. Επειδή τα καθήκοντα εκτελούνται είτε από τον άνθρωπο είτε από το ρομπότ είτε από ένα συνδυασμό των παραπάνω επιλογών η στήλη της χρονικής διάρκειας θα διακρίνεται από ιδιόμορφη αναπαράσταση, ενώ παράλληλα θα εισαχθεί και μια στήλη, η οποία θα φανερώνει την κλάση εκτέλεσης του καθήκοντος. Το αποτέλεσμα της εφαρμογής των παραπάνω βημάτων στο σύνολο των καθηκόντων του δεδομένου φασεολογίου μπορεί να παρατηρηθεί στον Πίνακα 10.

| A/A Καθήκοντος | Όνομα-Σύμβολο Καθήκοντος | Χρονική Διάρκεια A P (s) | | Επίπεδο Εργασίας Καθήκοντος | Κλάση |
|-------------------|-----------------------------|-------------------------------|-----|--------------------------------|-------|
| 1 | A | 23 | | 1 | P |
| 2 | B | 71 | | 1 | P |
| 3 | C | 54 | | 1 | P |
| 4 | D | 49 | | 1 | A |
| 5 | E | 81 | | 1 | A |
| 6 | F | 296 | 274 | 1 | A/P |
| 7 | G | 395 | | 1 | A+P |
| 8 | H | 411 | | 1 | A |
| 9 | I | 102 | 88 | 2 | A/P |
| 10 | J | 52 | | 2 | A |
| 11 | K | 191 | | 2 | A+P |
| 12 | L | 43 | | 2 | A |
| 13 | M | 79 | 67 | 2 | A/P |
| 14 | N | 126 | | 1 | A |
| 15 | O | 124 | 107 | 1 | A/P |
| 16 | P | 72 | | 2 | A+P |
| 17 | Q | 50 | | 2 | A |
| 18 | R | 58 | 44 | 2 | A/P |
| 19 | S | 73 | | 2 | A |
| 20 | T | 39 | 22 | 1 | A/P |
| 21 | U | 87 | | 1 | A |
| 22 | V | 68 | 52 | 1 | A/P |

Πίνακας 10. Αποτέλεσμα προσδιορισμού καθηκόντων και σχετικής ακολουθίας καθηκόντων

8.4. Δείκτες Καθηκόντων

Για κάθε καθήκον θα πρέπει να οριστεί ένα σύνολο δεικτών, οι οποίοι επιστρατεύονται με σκοπό να ποσοτικοποιηθούν οι ιδιότητες που χαρακτηρίζουν κάθε καθήκον και αποτελούν βασικό κριτήριο για την επιλογή της ανάθεσης του στο κατάλληλο δυναμικό για την αποδοτική διεκπεραίωσή τους. Υπενθυμίζεται πως οι δείκτες που επιλέχθηκαν κατά το θεωρητικό υπόβαθρο της διαδικασίας είναι:

- η ακρίβεια που απαιτείται για τη διεκπεραίωση του καθήκοντος (Ακ)

-
- η ασφάλεια που απαιτείται για τη διεκπεραίωση του καθήκοντος (Ασ)
 - το βάρος του αντικειμένου (Β)
 - οι διαστάσεις του αντικειμένου (Δ)
 - η επιδεξιότητα που απαιτείται για τη διεκπεραίωση του καθήκοντος (Επ)
 - αν χρειάζεται η χρήση εργαλείων (Ερ)
 - η πολυπλοκότητα του αντικειμένου (Π)
 - αν το αντικείμενο βρίσκεται στη ζώνη (χώρο) εργασίας (Χ)

Το σύνολο των παραπάνω δεικτών θα ποσοτικοποιηθεί στο φάσμα τιμών [0,1]. Τα παραπάνω μεγέθη μπορούν να διακριθούν είτε από 2 μοναδικές καταστάσεις, είτε από 3 καταστάσεις, άρα και μεμονωμένες τιμές. Φυσικά, για τα πιο περίπλοκα μεγέθη, απαιτείται η κλιμάκωση (scaling) των πραγματικών τιμών, ώστε να ανταποκρίνονται στο επιλεγμένο φάσμα. Ο Πίνακας 2, ο οποίος παρουσιάστηκε σε προηγούμενη ενότητα, παρουσιάζει συνοπτικά το σύνολο των δεικτών των καθηκόντων που επιλέχθηκαν, καθώς και το σύνολο των πιθανών τιμών τους που τα διακρίνουν.

Στο στάδιο αυτό είναι ωφέλιμο να αναθεωρηθούν οι δείκτες, οι οποίοι επιλέχθηκαν αν είναι συμβατοί με την παρούσα εφαρμογή. Πιο συγκεκριμένα, ο δείκτης του Χώρου Εργασίας δε φαίνεται να είναι ιδιαίτερα αξιόλογος στην παρούσα εφαρμογή, και για αυτό το λόγο θα αφαιρεθεί από τη διαδικασία. Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, οι δείκτες θα λάβουν διακριτές τιμές. Ως προς το Βάρος για παράδειγμα, θα θεωρηθεί πως τα εξαρτήματα πάνω από 15 kg θα αντιμετωπίζονται ως βαριά, άρα ο αντίστοιχος δείκτης θα λάβει την τιμή 1. Αντίστοιχα, για 5 με 15 kg θα λάβει την τιμή 0.5, ενώ για 0 με 5 kg θα λάβει την τιμή 0. Παρομοίως, θα αντιμετωπισθεί ο δείκτης των Διαστάσεων. Επιπροσθέτως, ορισμένα καθήκοντα απαιτούν τη χρήση εργαλείων, στην οποία περίπτωση ο δείκτης θα λάβει την τιμή 1, αλλιώς θα λάβει την τιμή 0. Οι δείκτες της Ακρίβειας, της Ασφάλειας, της Επιδεξιότητας και της Περιπλοκότητας δεν είναι δυνατόν να τυποποιηθούν αναλύοντας ορισμένες τιμές, όπως προηγήθηκε για τους παραπάνω δείκτες. Συνεπώς, οι τιμές σε αυτούς τους δείκτες θα αναλογισθούν με γνώμονα τη σχετική βιβλιογραφία που παρουσιάστηκε, και πάνω από όλα την εμπειρία, τη μηχανική γνώση και τη μηχανολογική διαίσθηση του χρήστη. Τα αποτελέσματα της παραπάνω διαδικασίας παρουσιάζονται στον Πίνακα 11.

| A/A Καθήκοντος | Όνομα-Σύμβολο Καθήκοντος | Ακ | Ασ | Β | Δ | Επ | Ερ | Π |
|-------------------|-----------------------------|-----|-----|-----|-----|-----|----|-----|
| 1 | A | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | B | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 0.5 | 0 | 0.5 |
| 3 | C | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 4 | D | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0.5 |
| 5 | E | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 |
| 6 | F | 0.5 | 0.5 | 0.5 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 |
| 7 | G | 1 | 0.5 | 0.5 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 8 | H | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 1 |
| 9 | I | 0.5 | 0.5 | 1 | 0.5 | 0 | 0 | 0 |
| 10 | J | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0.5 |
| 11 | K | 1 | 0.5 | 0.5 | 1 | 0.5 | 0 | 1 |
| 12 | L | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 |
| 13 | M | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 |
| 14 | N | 1 | 0 | 0.5 | 0.5 | 1 | 0 | 1 |
| 15 | O | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 |
| 16 | P | 1 | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 17 | Q | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0 |
| 18 | R | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 |
| 19 | S | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 |
| 20 | T | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0 | 0 | 0 |
| 21 | U | 1 | 0 | 0 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 |
| 22 | V | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0 | 0 | 0 |

Πίνακας 11. Αποτέλεσμα εξαλγεβρισμού δεικτών καθηκόντων

8.5. Δημιουργία Δένδρου Ταξινόμησης

Έπειτα του προσδιορισμού καθηκόντων, της σχετικής τους ακολουθίας, καθώς και των δεικτών, τους οποίους τους χαρακτηρίζουν, απαιτείται ο σχηματισμός ενός Δένδρου Ταξινόμησης (DT), με σκοπό να ταξινομή τα υπάρχοντα καθήκοντα σε κατηγορίες, με κριτήριο ποια μέλη του διαθέσιμου δυναμικού είναι ικανά να τα εκτελέσουν, καθώς και το επίπεδο συνεργασίας που απαιτείται μεταξύ αυτών. Όπως αναφέρθηκε, οι πιθανές κατηγορίες διακρίνονται ως:

- α) εκτελέσιμα μόνο από τον άνθρωπο (A)
- β) εκτελέσιμα μόνο από το ρομπότ (P)

γ) εκτελέσιμα από τον άνθρωπο ή από το ρομπότ (A/P)

δ) εκτελέσιμα μόνο με τη συνεργασία του ανθρώπου με το ρομπότ (A+P)

Επομένως, επιλέχτηκε να σχηματιστεί ένα DT με βάση τον αλγόριθμο CART. Το κριτήριο διαχωρισμού, το οποίο θα επιστρατευθεί για τη διάσπαση του στα επιμέρους φύλλα, αποτελεί η Πρόσμειξη Gini (GI), η οποία ορίζεται ως το μέτρο το οποίο φανερώνει τη συχνότητα με την οποία ένα τυχαίο στοιχείο από το σύνολο δεδομένων ταξινομείται λανθασμένα, με βάση την κατανομή των ιδιοτήτων στο προκαθορισμένο υποσύνολο. Πιο συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος CART θα δημιουργήσει διακλαδώσεις στο δέντρο με βάση τις παραπάνω 8 ιδιότητες-δείκτες (Ακ, Ασ, Β, Δ, Επ, Ερ, Π και Χ). Από την Εικόνα 30 έως την Εικόνα 38 παρουσιάζεται το πρώτο επίπεδο λογικής μορφής του αλγορίθμου που θα χρησιμοποιηθεί για τον υπολογισμό της GI και την ανάδειξη του δείκτη στον οποίο θα πραγματοποιηθεί η διακλάδωση. Η τελική μορφή του αλγορίθμου σχηματισμού του DT προσφέρεται στο Παράρτημα Γ, μαζί με το σύνολο των υπόλοιπων τελικών αλγορίθμων. Είναι ωφέλιμο αν επισημανθεί πως το σύνολο των αλγορίθμων είναι γραμμένοι σε γλώσσα MATLAB.

Σε πρώτο στάδιο θα πρέπει να εισαχθούν στον αλγόριθμο τα αριθμητικά όρια του Πλήθους των Καθηκόντων, του Πλήθους των Δεικτών και του Πλήθους των Κλάσεων.

```
%Input of Number of Tasks T, Number of Indicators I and Number of  
Classes C%  
T = input('Give Number of Tasks T=');  
I = input('Give Number of Indicators I=');  
C = input('Give Number of Classes C=');
```

Εικόνα 28. Αλγόριθμος Σχηματισμού Δένδρου Αποφάσεων (1/9)

Στη συνέχεια, δημιουργούνται οι πίνακες που θα φιλοξενήσουν το σύνολο των τιμών των Δεικτών και των Κλάσεων. Τα δεδομένα των παραπάνω στοιχείων εισέρχονται προσωρινά σε ένα Πίνακα Data, στον οποίο κάθε γραμμή του αντιστοιχεί σε ένα καθήκον, οι στήλες από 1 έως I αποτελούν τους δείκτες του κάθε καθήκοντος, ενώ η τελευταία στήλη αποτελεί την κλάση του καθήκοντος. Επομένως, για την ευκολότερη πλοήγηση του αλγορίθμου θα οριστούν ο πίνακας των Δεικτών Indicators και ο πίνακας των Κλάσεων Classes. Πέρα από αυτά, είναι ωφέλιμο να αναφερθεί πως για λειτουργικούς λόγους που θα εξηγηθούν στη συνέχεια, τα στοιχεία του Πίνακα Data είναι επιλεκτικά καταναμημένα.


```

%Formation of Data Matrix%
Data = xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx', 'Chosen', 'B2:I23');

%Formation of Indicators and Classes Matrixes%
Indicators = Data(:, 1:I);
Classes = Data(:, (I+1));

```

Εικόνα 31. Αλγόριθμος Σχηματισμού Δένδρου Αποφάσεων (2/9)

Μετέπειτα, θα πρέπει να εισαχθούν ως δεδομένα στον αλγόριθμο τα δυνατά σύνολα των Ειδών των Δεικτών ("Accuracy", "Safety", "Weight", "Dimensions", "Dexterity", "Tools", "Complexity"), των Ειδών των Κλάσεων ("A", "P", "A/P", "A+P") και των Τιμών των Δεικτών (0, 0.5, 1). Οι αντίστοιχοι πίνακες των παραπάνω μεγεθών ορίζονται ως Type_of_Indicators, Type_of_Classes και Values_of_Indicators. Για λειτουργικούς λόγους οι κλάσεις θα αναπαρασταθούν με ένα σύνολο αριθμών {1, 2, 3, 4} σε αντιστοιχία με τα παραπάνω σύμβολα. Είναι ωφέλιμο να επισημανθεί πως ορισμένοι δείκτες διακρίνονται από 2 πιθανές τιμές, ενώ οι υπόλοιποι διακρίνονται από 3 πιθανές τιμές, αλλά τα σύνολο των πιθανών αυτών τιμών μπορεί να αναπαρασταθεί με ένα μοναδικό πίνακα.

```

%Input of Types of Indicators, Types of Classes and Values of
Indicators%
Types_of_Indicators = {'Accuracy', 'Safety', 'Weight',
'Dimensions', 'Dexterity', 'Tools', 'Complexity'};
Types_of_Classes = {1, 2, 3, 4};
Values_of_Indicators = {0, 0.5, 1};

```

Εικόνα 32. Αλγόριθμος Σχηματισμού Δένδρου Αποφάσεων (3/9)

Στη συνέχεια θα πρέπει να οριστεί το πλήθος των δεδομένων και κατά συνέπεια τα δεδομένα, τα οποία θα αποτελέσουν το Σύνολο Δεδομένων Εκπαίδευσης (TDS) για την εκπαίδευση του DT. Μια γενική προσέγγιση για την αντιμετώπιση των DT αποτελεί η αξιοποίηση του 70% των διαθέσιμων δεδομένων για την εκπαίδευση του και το υπόλοιπο 30% για την επαλήθευση και τη δοκιμή του μοντέλου. Επειδή στη συγκεκριμένη εφαρμογή, το πλήθος των δεδομένων είναι ιδιαίτερα μικρό, η επιλογή τυχαίων δεδομένων είναι πολύ δύσκολο να φέρει ικανοποιητικά αποτελέσματα. Για αυτό το λόγο, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η επιλογή των δεδομένων γίνεται μεθοδευμένα και επιλεκτικά.

```

%Input of Number of Training Tasks T%
TT = input('Give Number of Training Tasks TT = ');

%Formation of Training Data Set%
TDS = Data(1:TT, :); %Training Data Set%

```

Εικόνα 33. Αλγόριθμος Σχηματισμού Δένδρου Αποφάσεων (4/9)

Μετάπειτα, επιχειρείται ο υπολογισμός της GI για κάθε Δείκτη. Όμως, για τον υπολογισμό της προαπαιτείται ο υπολογισμός ορισμένων ενδιάμεσων μεγεθών. Το πρώτο από αυτά τα μεγέθη αποτελεί το NOVICV, το οποίο φανερώνει το πλήθος των εμφανίσεων της κάθε τιμής που λαμβάνει ένας δείκτης για κάθε είδους τάξη. Για τις συνθήκες που θα εμφανιστούν στο πλαίσιο των κόμβων if και for, το σύνολο των στοιχείων θα πρέπει να λάβει τη μορφή πίνακα. Στο παρακάτω παράρτημα παρουσιάζονται οι απαραίτητες διεργασίες για τον υπολογισμό του.

```

%Formation of NOVICV%
%Initialization of NOVICV%
NOVICV = zeros(C, I, 3); %Number of Occurrences of Value l
of Indicator j of Class with Value c%

%Computation of NOVICV%
for i = 1:TT;
    for c = 1:C;
        if TDS(i, (I+1)) == Types_of_Classes(c);
            for j = 1:I;
                for l = 1:3;
                    if TDS(i, j) == Values_of_Indicators(l);
                        NOVICV(c, j, l) = NOVICV(c, j, l) + 1;
                    end
                end
            end
        end
    end
end
end
end

```

Εικόνα 34. Αλγόριθμος Σχηματισμού Δένδρου Αποφάσεων (5/9)

Αντίστοιχα, υπολογίζονται τα ενδιάμεσα μεγέθη NOVI, το οποίο αντιπροσωπεύει το πλήθος των εμφανίσεων της κάθε τιμής που λαμβάνει ένας δείκτης.

```

%Formation of NOVI%
%Initialization of NOVI%
NOVI = zeros(I, 3);

%Computation of NOVI%
for j = 1:I;    %Number of Occurrences of Value 1 of Indicator j%
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            NOVI(j, l) = NOVI(j, l) + NOVICV(c, j, l);
        end
    end
end
end

```

Εικόνα 35. Αλγόριθμος Σχηματισμού Δένδρου Αποφάσεων (6/9)

Μετέπειτα, υπολογίζεται η GI, η οποία φανερώνει τη συχνότητα με την οποία ένα τυχαίο στοιχείο από το σύνολο δεδομένων ταξινομείται λανθασμένα και θα αποτελέσει το βασικό κριτήριο διάσπασης του DT.

```

%Formation of Gini Impurity GI%
%Initialization of P and NOVI%
TP = zeros(I, 3);    %Temporary Probability%
GI1 = zeros(I, 3);  %Gini Impurity of Value 1 of Indicator j%
GI = zeros(I, 1);   %Gini Impurity of Indicator j%

%Computation of GI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            if NOVI(j, l) ~= 0;
                TP(j, l) = TP(j, l) + (NOVICV(c, j, l)/NOVI(j, l))^2;
            end
        end
        GI1(j, l) = 1 - TP(j, l);
        GI(j) = GI(j) + NOVI(j, l) / TT * GI1(j, l);
    end
end
end

```

Εικόνα 36. Αλγόριθμος Σχηματισμού Δένδρου Αποφάσεων (7/9)

Εφόσον έχει προσδιορισθεί η τιμή της GI για κάθε ένα από τους διαθέσιμους δείκτες θα προσδιορισθεί εκείνος με την ελάχιστη τιμή. Ο συγκεκριμένος δείκτης SI θα αποτελέσει τον πρώτο κλάδο διάσπασης για το σχηματισμό του DT.

```

%Discovery of the Indicator with the Minimum GI%
MIN = min(GI);
for j = 1:I;
    if GI == MIN;
        SI = j;                                %Split Indicator%
    end
end
end

```

Εικόνα 37. Αλγόριθμος Σχηματισμού Δένδρου Αποφάσεων (8/9)

Για τη συνέχεια της διαδικασίας είναι απαραίτητο να απομακρυνθεί από το σύνολο των δεδομένων, τα στοιχεία που σχετίζονται με το δείκτη διάσπασης, έτσι ώστε να μην επηρεάζουν τις μετέπειτα διάσπασης. Για να μη χαθεί όμως το αρχικό δείγμα δεδομένων θα μεσολαβήσουν οι ενδιάμεσοι πίνακες Nodes και Types_of_Nodes. Τέλος, θα μειωθεί το μέγεθος I κατά 1, με σκοπό να προσαρμοστεί στα νέα μεγέθη της διαδικασίας.

```

%Formation of Nodes and Types of Nodes%
Nodes = TDS;
Types_of_Nodes = Types_of_Indicators;

%Removal of First Split Indicator Data%
for j = 1:I;
    if j >= SI && j ~= I;
        Nodes(:,j) = Nodes(:,j+1);
        Types_of_Nodes(j) = Types_of_Nodes(j+1);
    elseif j == I;
        Nodes(:,j) = Nodes(:,j+1);
    end
end
end

```

Εικόνα 38. Αλγόριθμος Σχηματισμού Δένδρου Αποφάσεων (9/9)

Δυστυχώς, επειδή σε κάθε επίπεδο διάσπασης απαιτείται ο προσδιορισμός των ορίων που διακρίνουν τη συγκεκριμένη διάσπαση, τα οποία μπορούν να προσδιοριστούν μόνο μέσω της εποπτικής διακριτικής ικανότητας του ανθρώπου, δεν μπορεί να αυτοματοποιηθεί εξαρχής η δομή του αλγορίθμου. Όμως ο αλγόριθμος δεν παύει να λειτουργεί επαναληπτικά υπακούοντας σε μοτίβα και κανόνες. Για αυτό το λόγο, η συνολική μορφή του Αλγορίθμου Σχηματισμού DT θα παρουσιασθεί αναλυτικά στο Κεφάλαιο 9 σε συνδυασμό με τα δεδομένα της επιλεγμένης εφαρμογής.

8.6. Δημιουργία Κρυφού Μοντέλου Markov

Εφόσον ταξινομηθεί το σύνολο των καθηκόντων στις κλάσεις που αντιστοιχούν στο διαθέσιμο δυναμικό, το οποίο είναι ικανό να τις εκτελέσει, απαιτείται η δημιουργία ενός μοντέλου, το οποίο θα προβλέπει τις χρονικές αποκλίσεις της εκτέλεσης των καθηκόντων από τον άνθρωπο ως προς τους πρότυπους χρόνους εργασίας. Η διαδικασία αυτή είναι ιδιαίτερα σημαντική, καθώς θα προσφέρει στο GA τα δεδομένα πρόβλεψης της χρονικής απόκλισης, τα οποία θα αποτελέσουν το βασικό κριτήριο για την δυναμική ανάθεση των καθηκόντων, με σκοπό την αύξηση της απόδοσης της διαδικασίας. Το μοντέλο το οποίο θα επιστρατευτεί για την παραπάνω διαδικασία, όπως αναφέρθηκε αποτελεί ένα Κρυφό Μοντέλο Markov (HMM).

Για το σχηματισμό και τη λειτουργία ενός HMM απαιτείται ο προσδιορισμός των Καταστάσεων και των Παρατηρήσεων, τα οποία το διακρίνουν. Με βάση τις παραπάνω υποθέσεις και δεδομένα επιλέγεται να δημιουργηθεί ένα HMM, το οποίο θα λαμβάνει σαν εισόδους τη φυσιολογική και ψυχολογική κατάσταση του εργαζομένου και θα εκπέμπει την πιθανή καθυστέρηση της εκτέλεσης του καθήκοντος του. Είναι σημαντικό, να προσδιοριστούν για τον πλήρη ορισμό του μοντέλου τα χαρακτηριστικά του μεγέθη.

1. Οι 9 καταστάσεις οι οποίες επιλέγονται για τη λειτουργία του μοντέλου είναι:

K₁: Ο εργαζόμενος διακρίνεται από “καλή” φυσική κατάσταση και “καλή” ψυχολογική κατάσταση

K₂: Ο εργαζόμενος διακρίνεται από “καλή” φυσική κατάσταση και “μέτρια” ψυχολογική κατάσταση

K₃: Ο εργαζόμενος διακρίνεται από “καλή” φυσική κατάσταση και “κακή” ψυχολογική κατάσταση

K₄: Ο εργαζόμενος διακρίνεται από “μέτρια” φυσική κατάσταση και “καλή” ψυχολογική κατάσταση

K₅: Ο εργαζόμενος διακρίνεται από “μέτρια” φυσική κατάσταση και “μέτρια” ψυχολογική κατάσταση

K₆: Ο εργαζόμενος διακρίνεται από “μέτρια” φυσική κατάσταση και “κακή” ψυχολογική κατάσταση

K₇: Ο εργαζόμενος διακρίνεται από “κακή” φυσική κατάσταση και “καλή” ψυχολογική κατάσταση

K₈: Ο εργαζόμενος διακρίνεται από “κακή” φυσική κατάσταση και “μέτρια” ψυχολογική κατάσταση

K₉: Ο εργαζόμενος διακρίνεται από “κακή” φυσική κατάσταση και “κακή” ψυχολογική κατάσταση

2. Οι 9 παρατηρήσεις οι οποίες επιλέγονται για τη λειτουργία του μοντέλου είναι:

Π₁: 3 ή περισσότερα δευτερόλεπτα νωρίτερα από τον προκαθορισμένο χρόνο εκτέλεσης της εργασίας

Π₂: 3 δευτερόλεπτα με 1 δευτερόλεπτο νωρίτερα από τον προκαθορισμένο χρόνο εκτέλεσης της εργασίας

Π₃: 1 δευτερόλεπτο νωρίτερα με 1 δευτερόλεπτο αργότερα από τον προκαθορισμένο χρόνο εκτέλεσης της εργασίας

Π₄: 1 με 3 δευτερόλεπτα αργότερα από τον προκαθορισμένο χρόνο εκτέλεσης της εργασίας

Π₄: 3 με 5 δευτερόλεπτα αργότερα από τον προκαθορισμένο χρόνο εκτέλεσης της εργασίας

Π₆: 5 με 7 δευτερόλεπτα αργότερα από τον προκαθορισμένο χρόνο εκτέλεσης της εργασίας

Π₇: 7 με 10 δευτερόλεπτα αργότερα από τον προκαθορισμένο χρόνο εκτέλεσης της εργασίας

Π₈: 10 με 13 δευτερόλεπτα αργότερα από τον προκαθορισμένο χρόνο εκτέλεσης της εργασίας

Π₉: 13 ή περισσότερα δευτερόλεπτα αργότερα από τον προκαθορισμένο χρόνο εκτέλεσης της εργασίας

8.6.1. Αλγόριθμος Αρχικής Προσέγγισης ΠΜΚ και ΠΠ

Τα παραπάνω χρονικά πλαίσια επιλέχθηκαν με βάση τυποποιημένες τιμές σε διαδικασίες συναρμολόγησης σε βιομηχανικές εφαρμογές και θα αποτελέσουν τα δομικά στοιχεία για τους πίνακες Πιθανοτήτων Μετάβασης Κατάστασης (ΠΜΚ) και Πιθανότητες Εκπομπής των Παρατηρήσεων (ΠΠ). Συγκεκριμένα, οι τιμές οι οποίες χαρακτηρίζουν τα κελία των πινάκων

αποτελούν τις πιθανότητες εμφάνισης των αντίστοιχων Καταστάσεων και Πιθανοτήτων. Για τον υπολογισμό όμως αυτών τιμών θα επιστρατευτεί ο Forward Backward Algorithm (FBA), ο οποίος όμως απαιτεί μια αρχική προσέγγιση για αυτές. Η προσέγγιση αυτή θα πραγματοποιηθεί με τη βοήθεια ενός αλγόριθμου καταμετρητή για ένα πλήθος ακολουθιακών εικονικών δεδομένων της τάξης των χιλιάδων.

Σε πρώτο στάδιο θα πρέπει να εισαχθούν στον αλγόριθμο τα αριθμητικά όρια του Πλήθους των Δειγμάτων, του Πλήθους των Καταστάσεων και του Πλήθους των Παρατηρήσεων.

```
%Input of symbolic values of Types of States and Types of Emissions%
Types_of_States = {1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9};
Types_of_Emissions = {1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9};
```

Εικόνα 39. Αλγόριθμος Αρχικής Προσέγγισης ΠΜΚ και ΠΠ (1/5)

Μετέπειτα, θα πρέπει να εισαχθούν ως δεδομένα στον αλγόριθμο τα δυνατά σύνολα των Ειδών των Καταστάσεων και των Ειδών των Παρατηρήσεων. Για λειτουργικούς λόγους οι Καταστάσεις και οι Παρατηρήσεις θα αναπαρασταθούν με ένα σύνολο αριθμών {1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9} σε αντιστοιχία με τα παραπάνω σύμβολα. Οι συμβολικές και οι μαθηματικές τιμές αντίστοιχα, οι οποίες αναπαρίστανται από τους παραπάνω αριθμούς παρουσιάζονται στην προηγούμενη υποενότητα.

```
%Input of Number of Training Samples TS, States and Emissions E%
TS = input('Give Number of Training Samples TS = ');
S = input('Give Number of States S = ');
E = input('Give Number of Emissions E = ');
```

Εικόνα 40. Αλγόριθμος Αρχικής Προσέγγισης ΠΜΚ και ΠΠ (2/5)

Στη συνέχεια, δημιουργούνται οι πίνακες που θα φιλοξενήσουν το σύνολο των τιμών των Καταστάσεων και των Παρατηρήσεων. Τα δεδομένα των παραπάνω στοιχείων βρίσκονται σε ένα Πίνακα Data, στον οποίο κάθε στήλη του αντιστοιχεί σε ένα βήμα της δεδομένης ακολουθίας. Η πρώτη γραμμή διακρίνεται από τις καταστάσεις της ακολουθίας, ενώ η δεύτερη γραμμή από τις παρατηρήσεις της ακολουθίας. Συνεπώς, για την ευκολότερη πλοήγηση του αλγόριθμου θα οριστούν ο πίνακας της ακολουθίας των Καταστάσεων και ο πίνακας της ακολουθίας των Παρατηρήσεων.

```

%Formation of Data Matrix%
Data = xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx', 'HMM', 'B2:AY3');

%Formation of Sequence of States and Sequence of Emissions
Matrixes%
Sequence_of_States = Data(1,:);
Sequence_of_Emissions = Data(2,:);

```

Εικόνα 41. Αλγόριθμος Αρχικής Προσέγγισης ΠΜΚ και ΠΠ (3/5)

Έπειτα θα λάβει μέρος η καταμέτρηση των προσεγγίσεων, με σκοπό τον υπολογισμό των πιθανοτήτων από μια ορισμένη κατάσταση σε μία άλλη, για τον υπολογισμό των στοιχείων του πίνακα ΠΜΚ (PTS στο κείμενο της MATLAB). Προφανώς, για τον αξιόπιστο προσδιορισμό των παραπάνω πιθανοτήτων απαιτείται ένα ιδιαίτερα υψηλό πλήθος πειραματικών δεδομένων εκπαίδευσης, έτσι ώστε να καλυφθούν ικανοποιητικά τα πιθανά σενάρια.

```

%Initial Approximation of PTS%
%Initialization of NTS%
NTS = zeros(S, S); %Number of Transitions of States%

%Computation of Initial Approximation of PTS%
for s = 1:(TS - 1);
    for i = 1:S;
        if Sequence_of_States(s) == Types_of_States(i);
            for j = 1:S;
                if Sequence_of_States(s+1) == Types_of_States(j);
                    NTS(i, j) = NTS(i, j) + 1;
                end
            end
        end
    end
end
end
PTS = NTS / (TS - 1); %Probabilities of Transitions of States%

```

Εικόνα 42. Αλγόριθμος Αρχικής Προσέγγισης ΠΜΚ και ΠΠ (4/5)

Παράλληλα, πραγματοποιείται η καταμέτρηση των πιθανών παρατηρήσεων ως προς κάθε αντιπροσωπευτική κατάσταση, για τον προσδιορισμό των πιθανοτήτων από μια ορισμένη κατάσταση σε μία άλλη, για τον υπολογισμό των αντίστοιχων πιθανοτήτων του πίνακα ΠΠ των στοιχείων του πίνακα ΠΜΚ (PE στο κείμενο της MATLAB).


```

%Initial Approximation of PE%
%Initialization of N%
NE = zeros(S, S); %Number of Emissions%

%Computation of Initial Approximation of PE%
for s = 1:(TS - 1);
    for j = 1:S;
        if Sequence_of_States(s) == Types_of_States(j);
            for i = 1:E;
                if Sequence_of_Emissions(s) == Types_of_Emissions(i);
                    NE(i, j) = NE(i, j) + 1;
                end
            end
        end
    end
end
end
PE = NE / TS; %Probabilities of Emissions%

```

Εικόνα 43. Αλγόριθμος Αρχικής Προσέγγισης ΠΜΚ και ΠΠ (5/5)

Οι τιμές των πιθανοτήτων ουσιαστικά αποτελούν προϊόν καταμετρήσεων, ενός υποθετικού πειραματικού δείγματος. Δυστυχώς, λόγω της κατάστασης και των συνθηκών βάση των οποίων πραγματοποιήθηκε η διπλωματική εργασία, τα δεδομένα δημιουργήθηκαν τεχνητά. Σε ιδανικές συνθήκες, τα δεδομένα αυτά παράγονται μέσω πειραματικών διαδικασιών ή από προσομοιώσεις. Στη συγκεκριμένη εφαρμογή, οι πιθανότητες οι οποίες θα προκύψουν ως το αποτέλεσμα της δράσης του αλγορίθμου αρχικής προσέγγισης ΠΜΚ και ΠΠ παρουσιάζονται στο Παράρτημα Γ μαζί με το σύνολο των υπόλοιπων δεδομένων, τα οποία απαιτούνται για την αποτελεσματική λειτουργία της μεθόδου.

8.6.2. Αλγόριθμος Προσδιορισμού ΠΜΚ και ΠΠ

Οι προσεγγίσεις, οι οποίες υπολογίζονται από τον αλγόριθμο της προηγούμενης ενότητας, θα αξιοποιηθούν για τον ακριβή προσδιορισμό των PTS και PE. Επιπροσθέτως, απαιτούνται πέρα των αρχικών προσεγγίσεων, ένα ομοιόμορφο πλήθος δεδομένων αρχικοποίησης ID και ένα πλήθος βημάτων W σε συνδυασμό με την ακολουθία παρατηρήσεων για το αντίστοιχο πλήθος βημάτων.

```
%Input of Initialized Data ID%
ID=xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx','Initialization','B2:J2');

%Input of Number of Steps W%
W = input('Give Number of Steps W = ');

%Input of Sequence of Emissions%
for s = 1:W;
    display ('For Step');
    display (s);
    SE(s) = input('Give Emission = ');      %Sequence of Emissions%
end
```

Εικόνα 44. Αλγόριθμος Προσδιορισμού ΠΜΚ και ΠΠ (1/11)

Σε επόμενο στάδιο θα υπολογιστεί η FV f , η οποία αποτελεί και το επίκεντρο του FA, καθώς και η f_p . Ο FA διακρίνεται σε 3 στάδια: την Αρχικοποίηση, τα βήματα από 2 έως W και τέλος τον υπολογισμό της f_p . Για την αρχικοποίηση απαιτούνται τα δεδομένα αρχικοποίησης ID και η προσέγγιση του πίνακα PE.

```
%Forward Backward Algorithm - FBA%
%Forward Algorithm - FA%
%Formation of Forward Variable f%
%Initialization of f (Step 1)%
for s = 1:S;
    f(s, 1) = ID(s) * PE(SE(1), s);      %Forward Variable%
end
```

Εικόνα 45. Αλγόριθμος Προσδιορισμού ΠΜΚ και ΠΠ (2/11)

Για τα βήματα από 2 έως W θα επιστρατευτεί η ενδιάμεση μεταβλητή tf , η οποία θα υπολογιστεί αξιοποιώντας τις τιμές της μεταβλητής f από το προηγούμενο βήμα και τις προσεγγίσεις των τιμών των πινάκων PTS και PE. Το σύνολο της διαδικασίας αναπαρίσταται στην παρακάτω εικόνα.

```

%Computation of f from Step 2 to Step W%
for t = 2:W;
    for j = 1:S;
        f(j, t) = 0;
        for i = 1:S;
            tf(i) = f(i, t-1) * PTS(i, j) * PE(SE(t), j);
            %Temporary Forward Variable%
            f(j, t) = f(j, t) + tf(i);
        end
    end
end
end

```

Εικόνα 46. Αλγόριθμος Προσδιορισμού ΠΜΚ και ΠΠ (3/11)

Τέλος, υπολογίζεται η f_p ως το άθροισμα των επιμέρους f .

```

%Computation of Forward Probability fp%
fp = 0;
for s = 1:S;
    fp = fp + f(s, W);
end

```

Εικόνα 47. Αλγόριθμος Προσδιορισμού ΠΜΚ και ΠΠ (4/11)

Αντίστοιχα, θα εφαρμοσθεί το δεύτερο μέρος του FBA, το οποίο αποτελεί ο BA, ο οποίος επικεντρώνεται γύρω από τη οπισθόδρομη μεταβλητή b , καθώς και την οπισθόδρομη πιθανότητα b_p . Παρομοίως, ο BA διακρίνεται αρχικά από το στάδιο της αρχικοποίησης, όπου η μεταβλητή b για βήμα W θα λαμβάνει την τιμή 1. Στο επόμενο στάδιο, αναλύονται τα βήματα $W-1$ έως 1 (ανάποδη φορά), μέσω της ενδιάμεσης μεταβλητής t_b , η οποία θα υπολογιστεί αξιοποιώντας τις τιμές της μεταβλητής b από το προηγούμενο βήμα και τις προσεγγίσεις των τιμών των πινάκων PTS και PE, ενώ τελικώς υπολογίζεται ως το άθροισμα των επιμέρους b η b_p .

```

%Backward_Algorithm_BA%
%Formation of Backward Variable b%
%Initialization of b (Step W)%
for s = 1:S;
    b(s, W) = 1;
end

```

Εικόνα 48. Αλγόριθμος Προσδιορισμού ΠΜΚ και ΠΠ (5/11)

```

%Computation of b from Step W-1 to Step 1%
for t = (W-1):-1:1;
    for i = 1:S;
        b(i, t) = 0;
        for j = 1:S;
            tb(j) = PTS(i, j) * PE(SE(t+1), j) * b(j, t+1);
            %Temporary Backward Variable%
            b(i, t) = b(i, t) + tb(j);
        end
    end
end

%Computation of Backward Probability bp%
bp = 0;
for s = 1:S;
    bp = bp + ID(s) * PE(SE(1), s) * b(s, 1);    %Backward Probability%
end

```

Εικόνα 49. Αλγόριθμος Προσδιορισμού ΠΜΚ και ΠΠ (6/11)

Αφού υπολογίστηκε το σύνολο των f και b μεταβλητών, θα επιχειρηθεί να προσδιοριστεί το σύνολο των πιθανοτήτων των Πινάκων ΠΜΚ και ΠΠ. Συγκεκριμένα, για τον πίνακα ΠΜΚ θα επιστρατευτεί η ενδιάμεση μεταβλητή h και σε συνδυασμό με αυτήν, θα αξιοποιηθεί η προσωρινή μεταβλητή th . Το μέγεθος h αντιπροσωπεύει την πιθανότητα να βρίσκεται το σύστημα στην κατάσταση K_i για βήμα t και στην κατάσταση K_j για βήμα $t+1$. Επιπροσθέτως, υπολογίζεται το απαραίτητο μέγεθος της Πιθανότητας Εμφάνισης της Ακολουθίας Παρατηρήσεων PSE. Αναλυτικότερα:

```

%Formation of temporary probability th%
for i = 1:S;
    for j = 1:S;
        for t = 1:(W-1);
            th(i, j, t) = f(i, t) * PTS(i, j) * PE(SE(t+1), j) * b(j, (t+1));
        end
    end
end

%Computation of Probability of Sequence of Emissions PSE%
PSE = 0;
for s = 1:S;
    tPSE = f(s, W) * b(s, W);    %Temporary PSE%
end

```

Εικόνα 50. Αλγόριθμος Προσδιορισμού ΠΜΚ και ΠΠ (7/11)

```

PSE = PSE + tPSE;
end

%Computation of Probability h%
h = th / PSE;

```

Εικόνα 51. Αλγόριθμος Προσδιορισμού ΠΜΚ και ΠΠ (8/11)

Εφόσον υπολογίστηκαν οι τιμές των μεγεθών h και PSE , θα υπολογιστεί το σύνολο του πίνακα ΠΜΚ. Για την παρακάτω διαδικασία θα επιστρατευτούν ενδιάμεσες και προσωρινές μεταβλητές, οι οποίες αντιπροσωπεύουν στοιχεία του αριθμητή και του παρονομαστή του δεδομένου τύπου.

```

%Formation of PTS%
for i = 1:S;

    %Initialization of the intermediate variables%
    nPTS = 0; %Numerator of PTS%
    dPTS = 0; %Denominator of PTS%
    tdPTS = 0; %Temporary Denominator of PTS%

    %Computation of PTS%
    for j = 1:S;
        for t = 1:(W-1);
            for k = 1:S;
                tdPTS = tdPTS + h(i, k, t);
            end
            nPTS = nPTS + h(i, j, t);
            dPTS = dPTS + tdPTS;
        end
        PTS(i, j) = nPTS / dPTS;
    end
end
end

```

Εικόνα 52. Αλγόριθμος Προσδιορισμού ΠΜΚ και ΠΠ (9/11)

Αντίστοιχα, για τον πίνακα ΠΠ θα επιστρατευτεί η ενδιάμεση μεταβλητή o και σε συνδυασμό με αυτήν, θα αξιοποιηθεί η προσωρινή μεταβλητή to . Το μέγεθος o αντιπροσωπεύει την πιθανότητα να βρίσκεται το σύστημα στην κατάσταση K_j . Επιπλέον, θα αξιοποιηθεί, όπως και για τη μεταβλητή h , η PSE . Πιο συγκεκριμένα:

```

%Formation of temporary probability to%
for i = 1:S;
    for j = 1:W;
        to(i, j) = f(i, j) * b(i, j);
    end
end

%Computation of Probability o%
o = to / PSE;

```

Εικόνα 53. Αλγόριθμος Προσδιορισμού ΠΜΚ και ΠΠ (10/11)

Τέλος, υπολογίζονται το σύνολο των στοιχείων του πίνακα ΠΠ. Ομοίως με προηγούμενως, αξιοποιούνται οι τιμές της μεταβλητής e , η πιθανότητα PSE, ενδιάμεσες και προσωρινές μεταβλητές, οι οποίες αντιπροσωπεύουν στοιχεία του αριθμητή και του παρονομαστή του δεδομένου τύπου.

```

%Formation of PE%
for s = 1:S;

    %Initialization of the intermediate variables%
    nPE = 0; %Numerator of PE%
    dPE = 0; %Denominator of PE%

    %Computation of PE%
    for t = 1:W;
        nPE = nPE + o(SE(W), t);
        dPE = dPE + o(s, t);
    end
    PE(SE(W), s) = nPE / dPE;
end

```

Εικόνα 54. Αλγόριθμος Προσδιορισμού ΠΜΚ και ΠΠ (11/11)

Σε αυτό το σημείο είναι ωφέλιμο να επισημανθεί πως το μοντέλο δε μπορεί να προσφέρει προβλέψεις για το πρώτο και το δεύτερο τρέξιμο, καθώς απαιτεί ως δεδομένα την ακολουθία Παρατηρήσεων, αλλά θα αξιοποιηθούν τα δεδομένα αρχικοποίησης και αρχικής προσέγγισης των ΠΜΚ και ΠΠ αντίστοιχα, όπως θα φανερωθεί στο στάδιο της εφαρμογής.

8.6.3. Αλγόριθμος Πρόβλεψης Χρονικής Απόκλισης για βήμα $w+1$

Για την πρόβλεψη της παρατήρησης για βήμα $w+1$, θα επιστρατευτεί μια επέκταση του FA. Πιο συγκεκριμένα, θα επιχειρηθεί να υπολογιστεί η Εμπρός Πιθανότητα fp για το σύνολο των πιθανών παρατηρήσεων, η οποία υπολογίζεται ως το άθροισμα των επιμέρους Εμπρός Μεταβλητών f για το σύνολο των πιθανών καταστάσεων.

```
%Formation f for Step W+1%
for e = 1:E;

    %Initialization of fp%
    fp(e) = 0;
    for j = 1:S;

        %Initialization of f_W_plus_1%
        f_w_plus_1(j, e) = 0; %Forward Variable for Step W+1%

        %Computation f for Step W+1%
        for i = 1:S;
            f_w_plus_1(j, e) = f_w_plus_1(j, e) + f(i, W) * TSP(i, j) * EP(e, j);
        end
        fp(e) = fp(e) + f_w_plus_1(j, e);
    end
end
```

Εικόνα 55. Αλγόριθμος Πρόβλεψης Χρονικής Απόκλισης για βήμα $w+1$ (1/2)

Τέλος, αναζητείται η παρατήρηση, η οποία χαρακτηρίζεται από τη μεγαλύτερη fp . Με άλλα λόγια, η πιο πιθανή μεταβολή στο χρόνο είναι αυτή, η όποια διακρίνεται από τη μεγαλύτερη fp .

```
%Discovery of the Observation with the Maximum fp%
MAX = max(fp);
for e = 1:E;
    if fp(e) == MAX;
        MPE = e; %Most Probable Emission%
    end
end
```

Εικόνα 56. Αλγόριθμος Πρόβλεψης Χρονικής Απόκλισης για βήμα $w+1$ (2/2)

Η δομή του συνόλου των αλγορίθμων του HMM θα προσαρμοστεί στη συνέχεια, έτσι ώστε να υιοθετηθεί λειτουργικά από το GA. Πιο συγκεκριμένα, θα πρέπει να προσαρμοσθεί ο

αλγόριθμος της HMM στη δομή του GA, με την ικανότητα να μπορεί να επαναληφθεί για το σύνολο των καθηκόντων, τα οποία πρόκειται να εκτελέσει ο άνθρωπος για την ολοκλήρωση της συνεργασίας συναρμολόγησης.

8.6.4. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων

Σε πρώτο στάδιο θα πρέπει να εισαχθούν στο GA τα αριθμητικά όρια του Πλήθους των Καθηκόντων. Επιπροσθέτως, για την επιτυχημένη λειτουργία, την ευκολότερη πλοήγηση και εποπτεία του αλγορίθμου θα εισαχθούν από σχετικό πίνακα τα ονόματα-σύμβολα των αντιστοιχών καθηκόντων, οι πρότυποι χρόνοι εκτέλεσης των καθηκόντων από τον άνθρωπο και το ρομπότ και το αποτέλεσμα της κατηγοριοποίησης του DT.

```
%Input of Names of Tasks, Gauge Worktimes of Human and Robot, DT
Classes and HMM Observations%
[Names_of_Tasks,txt]=xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx',
'Names_of_Tasks','B2:W2');
Worktimes_of_Human=xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx',
'Worktimes','B4:W4');
Worktimes_of_Robot=xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx',
'Worktimes','B5:W5');
DT_Classes=xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx','DT
Results','B2:W2');
HMM_Observations=xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx','HMM
Observations','B2:J2');

%Input of Number of Tasks T%
T = input('Give Number of Tasks T = ');
```

Εικόνα 57. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (1/41)

Σε επόμενο στάδιο θα προσδιοριστούν ορισμένα μεγέθη για την αποτελεσματική λειτουργία του GA. Το πιο σημαντικό από αυτά αποτελεί το πλήθος του υποπληθυσμού λύσεων (Number of Individuals “per Subpopulation” - NIND). Με άλλα λόγια το πλήθος των πιθανών λύσεων, τα οποία θα διαχειρίζεται σε κάθε του λειτουργικό στάδιο ο GA. Πέρα από αυτά, είναι αναγκαία η ύπαρξη και ενός κριτηρίου τερματισμού του GA. Οι συνήθεις λύσεις είναι ο τερματισμός του GA έπειτα την εύρεση λύσης με ικανοποιητικό ποσοστό ακρίβειας ή έπειτα από την ολοκλήρωση ενός ορισμένου αριθμού επαναλήψεων. Στη συγκεκριμένη εφαρμογή θα αξιοποιηθεί η δεύτερη μέθοδος, καθώς είναι επιθυμητή η εύρεση της βέλτιστης δυνατής λύσης

και όχι η ικανοποίηση κάποιου λειτουργικού ορίου. Επιπλέον, οφείλεται να προσδιοριστεί και το χάσμα γενεών (Generational Gap - GENGAP) του GA, δηλαδή το πλήθος των λύσεων το οποίο θα μεταβάλλεται κατά την ολοκλήρωση της κάθε επανάληψης. Τέλος, είναι χρήσιμο να επισημανθεί πως το πλήθος των στοιχείων (Number of Variables - NVAR) τα οποία αναπαρίστανται, ταυτίζεται με το πλήθος των καθηκόντων, ενώ τα στοιχεία, αφού θα παίρνουν μόνο 2 τιμές (0 και 1), οφείλουν να διακρίνονται από ακρίβεια δυαδικής αναπαράστασης (Binary Representation Precision - BRP) ίση με 1. Το σύνολο των τιμών, όπως των μεγεθών του ρυθμού διασταύρωσης (Crossover Rate – CR) και του ρυθμού μετάλλαξης (Mutation Rate – MR) προκύπτουν έπειτα από τη μηχανική διαίσθηση του χειριστή και από τα αποτελέσματα προηγούμενων επαναλήψεων.

```
%Determination of the Functional Constants of the GA%
NIND = 70;           %Number of Individuals per Subpopulations%
MAXGEN = 70;        %Number of Maximum Generations%
GENGAP = 62/70;     %Generational Gap%
NVAR = T;           %Number of Variables%
BRP = 1;            %Binary Representation Precision%
CR = 0.7;           %Crossover Rate%
MR = 0.05;          %Mutation Rate%
```

Εικόνα 58. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (2/41)

Για την ομαλή και αποτελεσματική λειτουργία του GA απαιτείται η αρχικοποίηση ορισμένων μεγεθών, όπως ο συνολικός πραγματικός χρόνος της διαδικασίας, ο συνολικός χρόνος ανάθεσης εργασίας του ανθρώπου, ο συνολικός χρόνος ανάθεσης εργασίας του ρομπότ, καθώς και οι αντίστοιχοι νεκροί τους χρόνοι ή αλλιώς χρόνοι αδράνειας. Επιπλέον, αρχικοποιούνται ο μετρητής των γενεών, ο μετρητής του πλήθους ολοκληρωμένων καθηκόντων, οι φορείς των εκτελούμενων καθηκόντων για τον άνθρωπο και το ρομπότ, καθώς και οι αντίστοιχοι δείκτες δραστηριότητας, οι οποίοι φανερώνουν τη διαθεσιμότητα του αντίστοιχου μέλους του δυναμικού (0 = Ελεύθερος, 1 = Κατειλημμένος). Πέρα από αυτά, δημιουργούνται πίνακες, οι οποίοι συγκρατούν το χαρακτηριστικό αριθμό του νέου προτεινόμενου προς εκτέλεση καθήκοντος και του καθήκοντος το οποίο μπορεί να οδηγήσει σε πιθανή αναμονή, είτε του ανθρώπου, είτε του ρομπότ αντίστοιχα. Τέλος, σχηματίζονται οι πίνακες οι οποίοι χαρτογραφούν τα στάδια της διαδικασίας. (Αρχικοποιούνται επίσης τα 2 “breaks”, ο ρόλος των οποίων θα αναλυθεί παρακάτω.)

```

%Initialization of Variables and Counters%
RTW = 0; %Real_Total_Worktime%
THAW = 0; %Total_Human_Allocated_Worktime%
TRAW = 0; %Total_Robot_Allocated_Worktime%
TDTR = 0; %Total Dead Time of Robot%
TDTH = 0; %Total Dead Time of Human%
GEN = 0; %Generational Counter%
CTC = 0; %Completed_Tasks_Counter%
HAI = 0; %Human Activity Indicator%
RAI = 0; %Robot Activity Indicator%
WHT = 0; %Working Human Task%
WRT = 0; %Working Robot Task%
NT = zeros(NIND, 1); %New Task%
HT = zeros(NIND, 1); %Hold Task%
MAP = zeros(1, NVAR); %Map of the process%
SHT = zeros(1, NVAR); %Sequence of Human Tasks%
SRT = zeros(1, NVAR); %Sequence of Robot Tasks%
HB = 0; %Human Break%
RB = 0; %Robot Break%

```

Εικόνα 59. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (3/41)

Για τον εποπτικό έλεγχο της λειτουργίας του δυναμικού ως προς το πλήθος των αναμενόντων καθηκόντων απαιτείται η καταμέτρηση των καθηκόντων, τα οποία είναι δυνατόν να εκτελεστούν από τον άνθρωπο και από το ρομπότ. Προφανώς, τα καθήκοντα Κλάσης 3 και Κλάσης 4 ανήκουν και στα δύο μέλη.

```

%Initialization of Counters of Remaining Tasks Executable by Human and
by Robot%
CRTEH = 0;
CRTER = 0;

%Computation of Counters of Remaining Tasks Executable by Robot and by
Human%
for t = 1:T;
    if DT_Classes(t) == 1;
        CRTEH = CRTEH + 1;
    elseif DT_Classes(t) == 2;
        CRTER = CRTER + 1;
    else
        CRTEH = CRTEH + 1;
        CRTER = CRTER + 1;
    end
end
end

```

Εικόνα 60. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (4/41)

Στη συνέχεια, πρέπει να οριστεί ένας αρχικός πληθυσμός λύσεων δυαδικής μορφής για την εκκίνηση του αλγορίθμου. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της εντολής `crtrb`, η οποία δημιουργεί έναν πίνακα χρωμοσωμάτων CHROM διαστάσεων NINDxT ομοιόμορφης δυαδικής κατανομής.

```
%Initialization of Population%  
Chrom = crtrb(NIND, NVAR) %Chromosomes%
```

Εικόνα 61. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (5/41)

Μετάπειτα, πρέπει να προσδιοριστούν τα κριτήρια για την επιλογή ανάθεσης του καθήκοντος στο κατάλληλο μέλος του δυναμικού για την αποτελεσματική έναρξη του γενετικού αλγορίθμου. Προφανώς, το βασικό κριτήριο οφείλει να είναι ποιο μέλος δεν είναι απασχολημένο. Επιπλέον, απαιτείται έλεγχος για το εάν υπάρχουν διαθέσιμα καθήκοντα, τα οποία είναι ικανό να εκτελέσει το αντίστοιχο μέλος του δυναμικού. Για την ειδική περίπτωση, κατά την οποία δε βρίσκεται πιθανή λύση για τον πρώτο πράκτορα, παρά τη διαθεσιμότητά του, θα επιχειρείται η εύρεση λύσης στον αλγοριθμικό κλάδο του δεύτερου, μέσω των δεικτών `brakes`. Αν και τα δύο μέλη του δυναμικού είναι διαθέσιμα προτιμάται πάντα η καταπόνηση του ρομπότ έναντι του ανθρώπινου παράγοντα. Πέρα από αυτά, απαιτείται και η ύπαρξη ενός σταδίου προεργασίας, κοινό και για τους δύο κλάδους, το οποίο θα προηγείται εκείνων. Τέλος, έξω από τους 2 κλάδους θα πρέπει να δημιουργηθεί ένα στάδιο για την παρουσίαση της επιλεγμένης λύσης και για τον επαναπροσδιορισμό μεγεθών για την επόμενη επανάληψη της διαδικασίας, αλλά και ένα σύνολο ικανό να διαχειριστεί την αδυναμία εύρεση ορθής λύσης.

```
%For the totality of the Tasks%  
t = 1;  
while t <= T;  
  
    %Start of the GA%  
    while GEN <= MAXGEN;  
  
        %Preparation Branch%  
        ...  
        %Branch of Robot Task Allocation%  
        if RAI == 0 && CRTER ~= 0 && RB == 0;  
            ...  
            %Branch of Human Task Allocation%  
            elseif HAI == 0 && CRTEH ~= 0 && HB == 0;  
                ...  
            else  
                ...  
            end  
        end  
    end  
end
```

Εικόνα 62. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (6/41)

8.6.4.1. Κλάδος Προεργασίας Γενετικού Αλγορίθμου

Σε αυτό το στάδιο πρέπει να προσδιοριστούν οι συντελεστές, οι οποίοι χαρακτηρίζουν την Αντικειμενική Συνάρτηση (Objective Function – OF). Η τιμή της OF αντιπροσωπεύει την καταλληλότητα της αντίστοιχης λύσης. Για αυτό το λόγο θα πρέπει να διακριθούν τα κριτήρια με βάση τα οποία θα επιλέγεται η βέλτιστη λύση και να μοντελοποιηθούν με τη μορφή συντελεστών βαρύτητας.

Οι πιθανές λύσεις τις οποίες διαχειρίζεται ο GA λαμβάνουν τη μορφή ακολουθίας με 0 και 1. Κάθε θέση της αριθμητικής ακολουθίας αντιπροσωπεύει τη λειτουργική κατάσταση του αντίστοιχου καθήκοντος με το 0 να συμβολίζει τη μη εκτελεσμένη κατάσταση και το 1 την εκτελεσμένη κατάσταση. Για την εύρεση της βέλτιστης λύσης είναι αναγκαία η καταμέτρηση του πλήθους τους, ώστε να ελέγχεται αν το πλήθος των 1 είναι κατά ένα μεγαλύτερο από το πλήθος των μέχρι τώρα ολοκληρωμένων καθηκόντων.

```
%Counting of Completed Tasks of the Population's Members%
%Initialization of NCT%
NCT = zeros(NIND, 1); %Number of Completed Tasks%

%Computation of NCT%
for i = 1:NIND;
    for j = 1:NVAR;
        if Chrom(i, j) == 1;
            NCT(i) = NCT(i) + 1;
        end
    end
end
end
```

Εικόνα 63. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (7/41)

Για την εξασφάλιση του κατάλληλου πλήθους εκτελεσμένων καθηκόντων, τα οποία ακολουθούν τη μέχρι τώρα διαδικασία, πραγματοποιείται έλεγχος, ο οποίος όταν ικανοποιείται η επικείμενη συνθήκη διατηρεί στο Συντελεστή Ολοκλήρωσης Καθηκόντων (Weight of Completed Tasks - WCT) την τιμή αρχικοποίησης 1, ενώ αν δεν ικανοποιείται, θέτει την τιμή “ποινής” 1000000. Ο δείκτης R είναι συμβολικός και αντιπροσωπεύει το πλήθος των διαφοροποιήσεων από το χάρτη της μέχρι τώρα συναρμολόγησης.

```

%Formation of Weight of Completed Tasks WCT%
%Initialization of WCT%
WCT = ones(NIND, 1); %Weight of Completed Tasks%

%Computation of WCT%
for i = 1:NIND;
    if NCT(i) == (CTC + 1);
        R = 0;
        for j = 1:NVAR;
            if MAP(j) ~= Chrom(i,j);
                R = R +1;
                NT(i) = j;
            end
        end
        if R ~= 1
            WCT(i) = 1000000;
            NT(i) = 0;
        end
    else
        WCT(i) = 1000000;
    end
end
end

```

Εικόνα 64. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (8/41)

Το επόμενο είδος συντελεστών, το οποίο θα επιστρατευτεί είναι οι Συντελεστές Προτεραιότητας (Contributors of Priority – CP), οι οποίοι προσφέρουν τη δυνατότητα στην επικείμενη λύση να διακρίνει εάν τηρούνται οι ακολουθιακές κατασκευαστικές προϋποθέσεις. Οι προϋποθέσεις αυτές είναι διακριτές στον Πίνακα 7, καθώς επίσης μπορεί να εφαρμοσθεί και σε λειτουργικό μέσο το σχεδιασμένο AND/OR γράφημα. Εάν δεν παραβιάζονται οι λειτουργικές προϋποθέσεις του αντίστοιχου καθήκοντος, ο σχετικός cp θα διατηρήσει την τιμή 1 από την αρχικοποίηση, ενώ αν παραβιάζονται θα λάβει την τιμή “ποινή” 100000. Ο έλεγχος ως προς την τιμή του WCT αφαιρεί το μεγάλο πλήθος “κακών” λύσεων, με αποτέλεσμα να μειωθεί αισθητά το υπολογιστικό τους κόστος. Επιπροσθέτως, εξασφαλίζεται το σενάριο της ανάγκης για την αναμονή ολοκλήρωσης ορισμένου καθήκοντος από το άλλο μέλος του διαθέσιμου δυναμικού, για τη μετάβαση σε αυτό της πιθανής λύσης. Με άλλα λόγια, για την εκτέλεση ορισμένου καθήκοντος, του οποίου οι λειτουργικές προϋποθέσεις έχουν αναθετηθεί, αλλά δεν έχουν διεκπεραιωθεί, ο αντίστοιχος CP θα λάβει την τιμή “ποινής” 1000.

```

%Formation of Contributor of Priority CP%
%Initialization of CP%
CP = ones(NIND, NVAR);           %Contributor of Priority%

%Computation of CP%
for i = 1:NIND;

    %For the facilitation of the GA the ''bad'' solutions
of the population are excluded%
    if WCT(i) ~= 1000000;

        %CP of Task B%
        if Chrom(i, 2) == 1;
            if Chrom(i, 1) == 0;
                CP(i, 2) = 100000;
            elseif WHT == 1 || WRT == 1;
                CP(i, 2) = 1000;
                HT(i) = 2;
            end
        end

        %CP of Task C%
        if Chrom(i, 3) == 1;
            if Chrom(i, 1) == 0;
                CP(i, 3) = 100000;
            elseif WHT == 1 || WRT == 1;
                CP(i, 3) = 1000;
                HT(i) = 3;
            end
        end

        %CP of Task D%
        if Chrom(i, 4) == 1;
            if Chrom(i, 2) == 0;
                CP(i, 4) = 100000;
            elseif WHT == 2 || WRT == 2;
                CP(i, 4) = 1000;
                HT(i) = 4;
            end
        end

        %CP of Task E%
        if Chrom(i, 5) == 1;

```

Εικόνα 65. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (9/41)

```

        if Chrom(i, 3) == 0;
            CP(i, 5) = 100000;
        elseif WHT == 3 || WRT == 3;
            CP(i, 5) = 1000;
            HT(i) = 5;
        end
    end

    %CP of Task F%
    if Chrom(i, 6) == 1;
        if Chrom(i, 4) == 0;
            CP(i, 6) = 100000;
        elseif WHT == 4 || WRT == 4;
            CP(i, 6) = 1000;
            HT(i) = 6;
        end
    end

    %CP of Task G%
    if Chrom(i, 7) == 1;
        if Chrom(i, 5) == 0 || Chrom(i, 6) == 0 ||
Chrom(i, 15) == 0;
            CP(i, 7) = 100000;
        elseif WHT == 5 || WRT == 5 || WHT == 6 || WRT
== 6 || WHT == 15 || WRT == 15;
            CP(i, 7) = 1000;
            HT(i) = 7;
        end
    end

    %CP of Task H%
    if Chrom(i, 8) == 1 ;
        if Chrom(i, 7) == 0;
            CP(i, 8) = 100000;
        elseif WHT == 7 || WRT == 7;
            CP(i, 8) = 1000;
            HT(i) = 8;
        end
    end

    %CP of Task I%
    if Chrom(i, 9) == 1;
        if Chrom(i, 8) == 0;

```

Εικόνα 66. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (10/41)

```

        CP(i, 9) = 100000;
    elseif WHT == 8 || WRT == 8;
        CP(i, 9) = 1000;
        HT(i) = 9;
    end
end

%CP of Task J%
if Chrom(i, 10) == 1;
    if Chrom(i, 9) == 0;
        CP(i, 10) = 100000;
    elseif WHT == 9 || WRT == 9;
        CP(i, 10) = 1000;
        HT(i) = 10;
    end
end

%CP of Task K%
if Chrom(i, 11) == 1;
    if Chrom(i, 9) == 0;
        CP(i, 11) = 100000;
        elseif WHT == 9 || WRT == 9;
        CP(i, 11) = 1000;
        HT(i) = 11;
    end
end

%CP of Task L%
if Chrom(i, 12) == 1;
    if Chrom(i, 11) == 0;
        CP(i, 12) = 100000;
    elseif WHT == 11 || WRT == 11;
        CP(i, 12) = 1000;
        HT(i) = 12;
    end
end

%CP of Task M%
if Chrom(i, 13) == 1;
    if Chrom(i, 12) == 0;
        CP(i, 13) = 100000;
    elseif WHT == 12 || WRT == 12;
        CP(i, 13) = 1000;
    end
end

```

Εικόνα 67. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (11/41)


```

        HT(i) = 13;
    end
end

%CP of Task N%
if Chrom(i, 14) == 1;
    if Chrom(i, 4) == 0;
        CP(i, 14) = 100000;
    elseif WHT == 4 || WRT == 4;
        CP(i, 14) = 1000;
        HT(i) = 14;
    end
end

%CP of Task O%
if Chrom(i, 15) == 1;
    if Chrom(i, 14) == 0;
        CP(i, 15) = 100000;
    elseif WHT == 14 || WRT == 14;
        CP(i, 15) = 1000;
        HT(i) = 15;
    end
end

%CP of Task P%
if Chrom(i, 16) == 1;
    if Chrom(i, 9) == 0;
        CP(i, 16) = 100000;
    elseif WHT == 9 || WRT == 9;
        CP(i, 16) = 1000;
        HT(i) = 16;
    end
end

%CP of Task Q%
if Chrom(i, 17) == 1;
    if Chrom(i, 16) == 0;
        CP(i, 17) = 100000;
    elseif WHT == 16 || WRT == 16;
        CP(i, 17) = 1000;
        HT(i) = 17;
    end
end
end

```

Εικόνα 68. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (12/41)

```

%CP of Task R%
if Chrom(i, 18) == 1;
    if Chrom(i, 16) == 0;
        CP(i, 18) = 100000;
    elseif WHT == 16 || WRT == 16;
        CP(i, 18) = 1000;
        HT(i) = 18;
    end
end

%CP of Task S%
if Chrom(i, 19) == 1;
    if Chrom(i, 18) == 0;
        CP(i, 19) = 100000;
    elseif WHT == 18 || WRT == 18;
        CP(i, 19) = 1000;
        HT(i) = 19;
    end
end

%CP of Task U%
if Chrom(i, 21) == 1;
    if Chrom(i, 20) == 0;
        CP(i, 21) = 100000;
    elseif WHT == 20 || WRT == 20;
        CP(i, 21) = 1000;
        HT(i) = 21;
    end
end

%CP of Task V%
if Chrom(i, 22) == 1;
    if Chrom(i, 21) == 0;
        CP(i, 22) = 100000;
    elseif WHT == 21 || WRT == 21;
        CP(i, 22) = 1000;
        HT(i) = 22;
    end
end
end
end
end

```

Εικόνα 69. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (13/41)

Ο πιο σημαντικός παράγοντας για την επίτευξη της μέγιστης δυνατής απόδοσης είναι η ελαχιστοποίηση των κενών χρόνων εργασίας του διαθέσιμου δυναμικού. Συνεπώς, είναι ιδιαίτερα επιθυμητό να εξασφαλιστεί η ολοκλήρωση των καθηκόντων, τα οποία απαιτούν τη συνεργασία και των δύο μελών του διαθέσιμου δυναμικού, σε στάδιο σχετικά μακριά από το τέλος της διαδικασίας, καθώς η πιθανή καθυστέρηση τους μπορεί να οδηγήσει στην ανάγκη αναμονής ενός μέλους του διαθέσιμου δυναμικού μέχρι την ολοκλήρωση του καθήκοντος, το οποίο έχει αναλάβει το άλλο μέρος. Αυτό επιτυγχάνεται λαμβάνοντας υπόψη ορισμένες λειτουργικές συνθήκες.

Δημιουργείται συνεπώς ο Συντελεστής Συνεργασίας 1 (Contributor of Cooperation 1 – CCOP1), ο οποίος εξασφαλίζει πως το σύνολο των καθηκόντων, τα οποία απαιτούν τη συνεργασία του ρομπότ και του ανθρώπου, δε θα παραμένουν για το πέρας της εφαρμογής. Πιο συγκεκριμένα, παρατηρείται το πλήθος των ολοκληρωμένων καθηκόντων, και αν αυτό ξεπερνάει ένα συγκεκριμένο πλήθος, τότε εισάγεται ο παρακάτω έλεγχος, ο οποίος εξασφαλίζει την επιλογή των καθηκόντων συνεργασίας έναντι των υπολοίπων.

```
%Formation of Contributor of Cooperation 1 CCOP1%
%Initialization of CCOP1%
CCOP1(1:NIND, 1) = 50; %Contributor of Cooperation 1%

%Computation of CCOP1%
for i = 1:NIND;
    if WCT(i) ~= 1000000;
        if NCT(i) >= 15;
            if DT_Classes(NT(i)) == 4;
                CCOP1(i) = 0.01;
            end
        end
    end
end
end
```

Εικόνα 70. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (14/41)

8.6.4.2. Κλάδος Γενετικού Αλγορίθμου Ανάθεσης Καθηκόντων στο Ρομπότ

Είναι ιδιαίτερα σημαντική η ανάθεση ενός συντελεστή καταλληλότητας δυναμικού (Contributor of Suitability of Workforce – CSW), ο οποίος λαμβάνει υπόψη το αποτέλεσμα της κατηγοριοποίησης του DT και λαμβάνει τιμές ανάλογα με την καταλληλότητα της κατανομής. Όσο πιο μικρές είναι οι τιμές αυτών των συντελεστών, τόσο πιθανό είναι να επιλεγεί αυτή η λύση, ενώ οι ιδιαίτερα μεγάλες τιμές λειτουργούν ως “ποινή” ως προς την επιλογή τους.

```
%Formation of Contributor of Suitability of Workforce CSW%
%Initialization of CSW%
CSW = ones(NIND, 1);      %Contributor of Suitability of Workforce%

%Computation of CSW%
for i = 1:NIND;
    if WCT(i) ~= 1000000;
        if DT_Classes(NT(i)) == 1;
            CSW(i) = 10000;
        elseif DT_Classes(NT(i)) == 3;
            CSW(i) = 10;
        elseif DT_Classes(NT(i)) == 4;
            CSW(i) = 0.5;
        end
    end
end
end
```

Εικόνα 71. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (15/41)

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, ο πιο σημαντικός παράγοντας για την επίτευξη της μέγιστης δυνατής απόδοσης είναι η ελαχιστοποίηση των κενών χρόνων εργασίας. Για αυτό το λόγο, οφείλει να προωθείται από τη διαδικασία η πραγματοποίηση των καθηκόντων, τα οποία απαιτούν τη συνεργασία και των δύο μελών του διαθέσιμου δυναμικού, σε στάδιο σχετικά μακριά από το τέλος της διαδικασίας. Πέρα από το CCOP1, είναι απαραίτητη η ύπαρξη ενός ακόμα συντελεστή συνεργασίας, ο οποίος λαμβάνει υπόψη τη χρονική απόκλιση των χρονικών στιγμών ολοκλήρωσης του καθήκοντος του ανθρώπου και της έναρξης του καθήκοντος του ρομπότ, το οποίο μελετάται στη δεδομένη κατάσταση. Πιο συγκεκριμένα, αν η χρονική απόκλιση είναι μικρότερη από μια δεδομένη τιμή, ευνοείται η επιλογή των καθηκόντων

συνεργασίας. Επομένως, ορίζεται ο Συντελεστής Συνεργασίας 2 (Contributor of Cooperation 2 – CCOP2).

```
%Formation of Contributor of Cooperation 2 CCOP2%
%Initialization of CCOP2%
CCOP2(1:NIND, 1) = 100; %Contributor of Cooperation 2%

%Computation of CCOP2%
for i = 1:NIND;
    if WCT(i) ~= 1000000;
        if HAI == 1;
            if abs(THAW - (RTW + Worktimes_of_Robot(NT(i)))) < 3.5;
                if DT_Classes(NT(i)) == 4;
                    CCOP2(i) = 0.01;
                end
            end
        end
    end
end
end
```

Εικόνα 72. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (16/41)

Ο τελευταίος συντελεστής, ο οποίος επιστρατεύεται για την αποτελεσματική και αποδοτική κατανομή των καθηκόντων είναι ο Συντελεστής Διαμερισμού (Contributor of Division – CD), ο οποίος εξασφαλίζει πως δεν υπάρχει υπερβολική ανάθεση των καθηκόντων της Κλάσης 3 (εκτελέσιμα από τον άνθρωπο ή από το ρομπότ) έναντι των καθηκόντων της Κλάσης 2 (εκτελέσιμα μόνο από το ρομπότ), ιδιαίτερα έπειτα από ένα ορισμένο πλήθος ολοκληρωμένων καθηκόντων.

```
%Formation of Contributor of Division CD%
%Initialization of CD%
CD = ones(NIND, 1); %Contributor of Division%

%Computation of CD%
for i = 1:NIND;
    if WCT(i) ~= 1000000;
        if NCT(i) >= 17;

            %Initialization of Counters of Classes 2 and 3%
            C2 = 0; %Counter of Classes 2%
            C3 = 0; %Counter of Classes 3%
```

Εικόνα 73. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (17/41)

```

%Counting of Counters of Classes 2 and 3%
for j = 1:T;
    if Chrom(i, j) == 0;
        if DT_Classes(j) == 2;
            C2 = C2 + 1;
        elseif DT_Classes(j) == 3;
            C3 = C3 + 1;
        end
    end
end

%Computational Condition of CD%
if C3 <= C2;
    if DT_Classes(NT(i)) == 3;
        CD(i) = 100;
    end
end
end
end
end

```

Εικόνα 74. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (18/41)

Στην παρούσα κατάσταση έχει προσδιοριστεί το σύνολο των συντελεστών, οι οποίοι αντιπροσωπεύουν τις συνθήκες και τους περιορισμούς του συστήματος, τα οποία διακρίνουν την εφαρμογή. Επομένως, σε αυτό το στάδιο αρχίζει η πραγματική λειτουργία του GA, όπου διακρίνεται πέρα από την αξιολόγηση των λύσεων του πληθυσμού προγόνων μέσω της τιμής της OV (η λειτουργία της οποίας θα παρουσιαστεί στην επόμενη υποενότητα), από την κατάταξη (ranking) των λύσεων του πληθυσμού προγόνων μέσω ανάθεσης μιας Τιμής Καταλληλότητας (Fitness Value – FV), από την επιλογή (selection), τη διασταύρωση (crossover) και την μετάλλαξη (mutation) των επιλεγμένων μεμονωμένων λύσεων για την αναπαραγωγή (breeding) ενός νέου πληθυσμού, ενώ συνοδεύεται στο τέλος από το κάλεσμα της OF για αυτό το νέο πληθυσμό. Μέσω του συνδυασμού των λύσεων του πληθυσμού προγόνων και απογόνων, προκύπτει ο πληθυσμός, ο οποίος θα επιστρατευτεί για την επόμενη επανάληψη του GA.

```

%Evaluation of Members of the Population through the Objective
Function of Robot OFR%
OV = OFR(Chrom, NIND, NVAR, NT, WCT, CP, CCO1, CSW, CCOP2, CD, THAW,
RTW, Worktimes_of_Robot, HAI); %Objective Value%

%Discovery of the Member with the lowest OV%
Best = min(OV);

if GEN < MAXGEN;

    %Ranking of Members of the Ancestors' Population through the
Fitness Value FV%
    FV = ranking(OV); %Fitness Value%

    %Selection of Members of the Ancestors' Population for Breeding%
    NewChrom = select('sus', Chrom, FV, GENGAP);

    %Crossover within the Selected Members of the Ancestors'
Population%
    NewChrom = recomb('xovsp', NewChrom, CR);

    %Mutation of the Selected Members of the Ancestors' Population%
    NewChrom = mut(NewChrom, MR);

    %Evaluation of Members of the Predecessors' Population through
the Objective Function of Robot OFR%
    NewOV = OFR(NewChrom, GENGAP*70, NVAR, NT, WCT, CP, CCO1, CSW,
CCOP2, CD, THAW, RTW, Worktimes_of_Robot, HAI);

    %Genesis of New Population%
    [Chrom, OV] = reins(Chrom, NewChrom, 1, 1, OV, NewOV);
end

%Increase of the Generational Counter by 1%
GEN = GEN + 1;

```

Εικόνα 75. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (19/41)

8.6.4.3. Αντικειμενική Συνάρτηση Ανάθεσης Καθηκόντων στο Ρομπότ

Η τιμή της Objective Function of Robot OFR αποτελεί το βασικό κριτήριο για την εύρεση της βέλτιστης λύσης. Αναλυτικότερα, η λύση η οποία χαρακτηρίζεται από την ελάχιστη δυνατή τιμή φέρει τη βέλτιστη δυνατή λύση. Η OFR αποτελεί μια μαθηματική απεικόνιση των λειτουργικών συνθηκών και περιορισμών της παρούσας εφαρμογής, οι οποίοι εισάγονται στην εξίσωση της OFR με τη μορφή των παραπάνω συντελεστών. Συγκεκριμένα για το ρομπότ λαμβάνονται υπόψη για τις λύσεις, α) το ορθό πλήθος των ολοκληρωμένων καθηκόντων, β) η ορθή ακολουθία εκτέλεσης καθηκόντων, γ) οι συνθήκες συνεργασίας και δ) καταμέρισης καθηκόντων για την αύξηση της αποδοτικότητας και η ε) καταλληλόλητα ανάθεσης στο αντίστοιχο δυναμικό. Επιπροσθέτως, επιλέγεται η αναπαράσταση της σημασίας της επιλογής λύσης με μικρή διαφορά χρόνου κατά την εκτέλεση των καθηκόντων από τον άνθρωπο και το ρομπότ, καθώς είναι ο πιο ασφαλής τρόπος να εξασφαλιστεί η αύξηση της αποδοτικότητας και η αποτελεσματική τους συνεργασία, μέσω της χρήσης λογαριθμικής συνάρτησης, καθώς για μικρές διαφορές προκύπτουν μικρές τιμές (ευνοϊκές τιμές), ενώ για μεγάλες τιμές προκύπτουν σχετικά μεγάλες τιμές, μέχρι κάποια στιγμή σταθεροποίησης. Το κάλεσμα της OFR επιτυγχάνεται στο περιβάλλον ως:

```
%Objective Function of Robot%
function OV = OFR(Chrom, NIND, NVAR, NT, WCT, CP, CCOP1, CSW,
CCOP2, CD, THAW, RTW, Worktimes_of_Robot, HAI)

%Initialization of OV%
OV = zeros(NIND, 1);

%Computation of OV%
for i = 1:NIND;
    if WCT(i) == 1000000;
        OV(i) = WCT(i);
    else
        OV(i) = (WCT(i) + CCOP1(i) + CSW(i) + CCOP2(i) + CD(i)) * Chrom(i, NT(i))
        if HAI == 1;
            OV(i) = OV(i) + log2(abs(THAW - (RTW + Worktimes_of_Robot(NT(i)))));
        end
        for j = 1:NVAR;
            OV(i) = OV(i) + CP(i, j) * Chrom(i, j);
        end
    end
end
end
```

Εικόνα 76. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (20/41)

8.6.4.4. Κλάδος Γενετικού Αλγορίθμου Ανάθεσης Καθηκόντων στον Άνθρωπο

Ο κλάδος ανάθεσης καθηκόντων στον άνθρωπο του GA διακρίνεται από παρόμοιες συνθήκες και περιορισμούς με τον κλάδο του ρομπότ. Βέβαια, ο άνθρωπος αποτελεί ένα ιδιαίτερα περίπλοκο μέλος του διαθέσιμου δυναμικού, καθώς σε αντίθεση με το ρομπότ, διακρίνεται από περιορισμούς στο φόρτο εργασίας, αλλά και στο χρόνο εκτέλεσης της κάθε διεργασίας.

Ο συντελεστής CSW, ο οποίος λαμβάνει υπόψη το αποτέλεσμα της κατηγοριοποίησης του DT και λαμβάνει τιμές ανάλογα με την καταλληλότητα της κατανομής, επιστρατεύεται με παρόμοια λογική με αυτήν της προηγούμενης ενότητας. Βέβαια, πρέπει να μεταβληθεί η δομή του αλγορίθμου για να μοντελοποιηθούν οι κατάλληλες κλάσεις.

```
%Formation of Contributor of Suitability of Workforce CSW%
%Initialization of CSW%
CSW = ones(NIND, 1);      %Contributor of Suitability of Workforce%

%Computation of CSW%
for i = 1:NIND;
    if WCT(i) ~= 1000000;
        if DT_Classes(NT(i)) == 2;
            CSW(i) = 10000;
        elseif DT_Classes(NT(i)) == 3;
            CSW(i) = 10;
        elseif DT_Classes(NT(i)) == 4;
            CSW(i) = 0.5;
        end
    end
end
end
```

Εικόνα 77. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (21/41)

Όπως εφαρμόστηκε και στον κλάδο ανάθεσης καθηκόντων στο ρομπότ, και σε αυτό τον κλάδο αξιοποιείται ο CCOP2, με όμοια λογική εφαρμογής με αυτήν που προηγήθηκε.

```
%Formation of Contributor of Cooperation 2 CCOP2%
%Initialization of CCOP2%
CCOP2(1:NIND, 1) = 100;      %Contributor of Cooperation 2%

%Computation of CCOP2%
for i = 1:NIND;
    if WCT(i) ~= 1000000;
```

Εικόνα 78. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (22/41)

```

    if RAI == 1;
        if abs(TRAJ - (RTW + Worktimes_of_Human(NT(i)) +
            HMM_Observations(MAX_OBS))) < 3.5;
            if DT_Classes(NT(i)) == 4;
                CCOP2(i) = 0.01;
            end
        end
    end
end
end
end
end

```

Εικόνα 79. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (23/41)

Τέλος, ο CD εξασφαλίζει πως δεν υπάρχει υπερβολική ανάθεση των καθηκόντων της Κλάσης 3 (εκτελέσιμα από τον άνθρωπο ή από το ρομπότ) έναντι των καθηκόντων της Κλάσης 1 (εκτελέσιμα μόνο από τον άνθρωπο), έπειτα από ένα ορισμένο πλήθος ολοκληρωμένων καθηκόντων.

```

%Formation of Contributor of Division CD%
%Initialization of CD%
CD = ones(NIND, 1); %Contributor of Division%

%Computation of CD%
for i = 1:NIND;
    if WCT(i) ~ = 1000000;
        if NCT(i) >= 17;
            %Initialization of Counters of Classes 1 and 3%
            C1 = 0; %Counter of Classes 1%
            C3 = 0; %Counter of Classes 3%

            %Counting of Counters of Classes 1 and 3%
            for j = 1:T;
                if Chrom(i,j) == 0;
                    if DT_Classes(j) == 1;
                        C1 = C1 + 1;
                    elseif DT_Classes(j) == 3;
                        C3 = C3 + 1;
                    end
                end
            end
        end
    end

    %Computational Condition of CD%
    if C3 <= C1;

```

Εικόνα 80. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (24/41)

```

        if DT_Classes(NT(i)) == 3;
            CD(i) = 100;
        end
    end
end
end
end
end

```

Εικόνα 81. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (25/41)

Παρόμοια με τον κλάδο σχετικά με το ρομπότ, οι βασικές λειτουργίες του GA θα αξιοποιηθούν και για τον άνθρωπο, με μοναδική διαφορά μια ελαφρά διαφοροποιημένη OF, η οποία παρουσιάζεται αναλυτικά στην παρακάτω ενότητα.

```

%Evaluation of Members of the Population through the Objective
Function of Human OFH%
OV = OFH(Chrom, NIND, NVAR, NT, WCT, CP, CCOP1, CSW, CCOP2, CD, TRAW, RTW,
Worktimes_of_Human, HMM_Observations, MAX_OBS, RAI);    %Objective Value%

%Discovery of the Member with the lowest OV%
Best = min(OV);

if GEN < MAXGEN;

    %Ranking of Members of the Ancestors' Population through the
    Fitness Value FV%
    FV = ranking(OV);    %Fitness Value%

    %Selection of Members of the Ancestors' Population for
    Breeding%
    NewChrom = select('sus', Chrom, FV, GENGAP);

    %Crossover within the Selected Members of the Ancestors'
    Population%
    NewChrom = recomb('xovsp', NewChrom, CR);

    %Mutation of the Selected Members of the Ancestors'
    Population%
    NewChrom = mut(NewChrom, MR);

    %Evaluation of Members of the Predecessors' Population
    through the Objective Function of Robot OFH%
    NewOV = OFH(NewChrom, GENGAP*70, NVAR, NT, WCT, CP, CCOP1,
    CSW, CCOP2, CD, TRAW, RTW, Worktimes_of_Human,
    HMM_Observations, MAX_OBS, RAI);

    %Genesis of New Population%
    [Chrom, OV] = reins(Chrom, NewChrom, 1, 1, OV, NewOV);

end

```

Εικόνα 82. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (26/41)

```
%Increase of the Generational Counter by 1%
GEN = GEN + 1;
```

Εικόνα 83. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (27/41)

8.6.4.5. Αντικειμενική Συνάρτηση Ανάθεσης Καθηκόντων στον Άνθρωπο

Όπως ήδη αναφέρθηκε, η τιμή της OFH αποτελεί το βασικό κριτήριο για την εύρεση της βέλτιστης λύσης. Συγκεκριμένα, για τον άνθρωπο η OFH λαμβάνει υπόψη για τις λύσεις, α) το ορθό πλήθος των ολοκληρωμένων καθηκόντων, β) η ορθή ακολουθία εκτέλεσης καθηκόντων, γ) οι συνθήκες συνεργασίας και δ) καταμέρισης καθηκόντων για την αύξηση της αποδοτικότητας και ε) η καταλληλότητα ανάθεσης στο αντίστοιχο δυναμικό. Επιπροσθέτως, επιλέγεται η αναπαράσταση της σημασίας της επιλογής λύσης με μικρή διαφορά χρόνου κατά την εκτέλεση των καθηκόντων από τον άνθρωπο και το ρομπότ, καθώς είναι ο πιο ασφαλής τρόπος να εξασφαλιστεί η αύξηση της αποδοτικότητας και η αποτελεσματική τους συνεργασία, μέσω της χρήσης λογαριθμικής συνάρτησης, καθώς για μικρές διαφορές προκύπτουν μικρές τιμές (ευνοϊκές τιμές), ενώ για μεγάλες τιμές προκύπτουν σχετικά μεγάλες τιμές, μέχρι κάποια στιγμή σταθεροποίησης. Βέβαια, στη συγκεκριμένη περίπτωση πρέπει να λαμβάνεται υπόψη και η πιθανή απόκλιση της δράσης του ανθρώπου.

```
%Objective Function of Human%
function OV = OFH(Chrom, NIND, NVAR, NT, WCT, CP, CCOP1, CSW, CCOP2,
CD, TRAW, RTW, Worktimes_of_Human, HMM_Observations, MAX_OBS, RAI);

%Initialization of OV%
OV = zeros(NIND, 1);

%Computation of OV%
for i = 1:NIND;
    if WCT(i) == 1000000;
        OV(i) = WCT(i);
    else
        OV(i) = (WCT(i) + CCOP1(i) + CSW(i) + CCOP2(i) + CD(i)) * Chrom(i, NT(i));
        if RAI == 1;
            OV(i) = OV(i) + log2(abs(TRAW(RTW + Worktimes_of_Human(NT(i)) +
HMM_Observations(MAX_OBS)))));
        end
    end
end
```

Εικόνα 84. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (28/41)

```

    for j = 1:NVAR;
        OV(i) = OV(i) + CP(i, j) * Chrom(i, j);
    end
end
end
end

```

Εικόνα 85. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (29/41)

8.6.4.6. Κλάδος Ανάλυσης Προτεινόμενης Λύσης

Έξω από τους κλάδους ως προς τη κατανομή καθηκόντων στο ρομπότ και στον άνθρωπο του GA απαιτούνται ορισμένα μέρη για την παρουσίαση της καλύτερης λύσης, καθώς και για την προετοιμασία της εύρεσης του επόμενου καθήκοντος και των σχετικών επαναλήψεων. Προφανώς, σε πρώτο επίπεδο θα πρέπει να ανακαλυφθεί η καλύτερη λύση, από τον τελικό πληθυσμό. Παράλληλα, απαιτείται έλεγχος πως η λύση χαρακτηρίζεται μόνο από ένα επιπλέον καθήκον, μέσω των μετρητών S και R.

```

%Determination of the Best Solution%
S = 0;
for i = 1:NIND;
    if OV(i) == Best && S == 0;
        R = 0;
        S = S + 1;
        for j = 1:T
            if MAP(j) ~= Chrom(i, j);
                Best_Predecessor = i;
                Best_Task = j;
                R = R + 1;
                Solution = Chrom(i, :);
            end
        end
    end
end
end
end

```

Εικόνα 86. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (30/41)

Έπειτα από ένα μικρό έλεγχο ως προς το αν υπάρχει λύση και αν υπάρχει, ποιο μέρος του δυναμικού θα εκτελέσει το προτεινόμενο καθήκον, ο αντίστοιχος κλάδος if ενεργοποιείται και ορίζονται οι τιμές του χάρτη της διαδικασίας, του δείκτη διαθεσιμότητας του ρομπότ ή ανθρώπου αντίστοιχα, καθώς και των μετρητών των σχετικών χρόνων.

```

%Check if there is a Solution%
if R == 1 && Best <= 10000;

    %Analysis of the Best Solution Concerning the Robot%
    if RAI == 0 && CRTER ~= 0 && RB == 0;
        ...
    %Analysis of the Best Solution Concerning the Human%
    elseif HAI == 0 && CRTEH ~= 0 && HB == 0;
        ...
    %No correct solution was found%
    else
        ...
    end
end
end

```

Εικόνα 87. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (31/41)

Ο περιορισμός της βέλτιστης λύσης με OV μικρότερη της τιμής 10000, εξασφαλίζει πως δε θα προταθεί λύση με φυσικούς περιορισμούς αφού:

Λύση με λάθος πλήθος ολοκληρωμένων καθηκόντων: $OV \geq 1000000$

Λύση με λανθασμένη ακολουθία καθηκόντων: $OV \geq 100000$

Λύση με αδύνατη ανάθεση καθήκοντος σε μέλος του δυναμικού: $OV \geq 10000$

8.6.4.6.1. Ανάλυση Λύσης για Εκτέλεση από το Ρομπότ

Η πιθανή λύση, εφόσον το ρομπότ είναι διαθέσιμο, υπάρχουν διαθέσιμα καθήκοντα για αυτό και δεν απαιτείται το break του, μπορεί να ανταποκρίνεται σε ένα από τρία δυνατά σενάρια:

1. Το καθήκον απαιτεί τη συνεργασία και των δύο μελών του διαθέσιμου δυναμικού (Κλάση 4).
2. Το καθήκον για την εκτέλεσή του απαιτεί την αναμονή της ολοκλήρωσης του καθήκοντος, το οποίο έχει αναλάβει ο άνθρωπος.
3. Το καθήκον μπορεί να εκτελεστεί άμεσα (Κλάση 2 και Κλάση 3).

Σε κάθε ένα από τα παραπάνω σενάρια είναι απαραίτητη η καταμέτρηση των χρονικών δεδομένων, τόσο για τους ανατεθειμένους χρόνους στα μέλη του δυναμικού, σε συνδυασμό με τον πραγματικό χρόνο της διαδικασίας και του εναπομένουτος πλήθους καθηκόντων, όσο και τους απαραίτητους νεκρούς χρόνους. Για το πρώτο σενάριο απαιτείται η χρήση του HMM για την πρόβλεψη της νέας χρονικής απόκλισης του ανθρώπου σε περίπτωση που έχει ήδη

κάποιο ανατεθειμένο καθήκον και πρέπει το ρομπότ να τον περιμένει. Είναι σημαντικό να επισημανθεί πως για τη δράση του HMM είναι απαραίτητη ύπαρξη των μετρητών W , ο οποίος αναπαριστά το βήμα λειτουργίας του HMM, και L , ο οποίος εξασφαλίζει την ορθή ενεργοποίηση του αντίστοιχα, καθώς και τα πλήθη S και E . Η αρχικοποίηση τους θα πρέπει να γίνει στο στάδιο της Εικόνας 60, ενώ διακρίνεται η ολοκληρωμένη μορφή του GA μαζί με τους ελέγχους των αντίστοιχων μεγεθών και την εισαγωγή του HMM στο Παράρτημα Γ.

```

%Check of Cooperation or Non-Cooperation Task%
if DT_Classes(Best_Task) == 4;
    if HAI == 1;
        RTW = THAW;
        DTR = THAW - TRAW;
        TDTR = TDTR + DTR;

        %Input of the HMM Observation with the highest probability%
        (HMM)
    end
else
    RTW = TRAW;
end
TTH = Worktimes_of_Human(Best_Task) + HWD;
TTR = TTH;
THAW = RTW + TTH;
TRAW = RTW + TTR;
RTW = THAW;
RAI = 0;
HAI = 0;
TTR = 0;
TTH = 0;
WRT = 0;
WHT = 0;
CRTER = CRTER - 1;
CRTEH = CRTEH - 1;

%Presentation of Cooperation Task%
display ('The robot and the human should perform the task');
display (txt(Best_Task));

%Determination of Values Variables and Counters%
MAP = Solution;
SRT(t) = WRT;

```

Εικόνα 88. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (32/41)

```

SHT(t) = WHT;

%Check if Task on Hold%
elseif Best_Task == HT(Best_Predecessor);
    RTW = THAW;
    DTR = THAW - TRAW;
    TDTR = TDTR + DTR;
    TTH = 0;
    HAI = 0;
    WHT = 0;
    TTR = Worktimes_of_Robot(Best_Task);
    TRAW = RTW + TTR;
    RAI = 1;
    WRT = Best_Task;
    CRTER = CRTER - 1;

    %Presentation of Cooperation Task%
    display ('After the human completes his task , the robot
should perform the task');
    display (txt(Best_Task));

    %Determination of Values Variables and Counters%
    MAP = Solution;
    SRT(t) = WRT;

%General Scenario%
else
    TTR = Worktimes_of_Robot(Best_Task);
    TRAW = TRAW + TTR;
    RAI = 1;
    WRT = Best_Task;
    CRTER = CRTER - 1;
    if DT_Classes(Best_Task) == 3;
        CRTEH = CRTEH - 1;
    end

    %Presentation of Cooperation Task%
    display ('The robot should perform the task');
    display (txt(Best_Task));

    %Determination of Values Variables and Counters%
    MAP = Solution;
    SRT(t) = WRT;
end

```

Εικόνα 89. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (33/41)

8.6.4.6.2. Ανάλυση Λύσης για Εκτέλεση από τον Άνθρωπο

Η πιθανή λύση, εφόσον ο άνθρωπος είναι διαθέσιμος, υπάρχουν διαθέσιμα καθήκοντα για αυτόν και δεν απαιτείται το break του, μπορεί να ανταποκρίνεται σε ένα από τρία δυνατά σενάρια:

1. Το καθήκον απαιτεί τη συνεργασία και των δύο μελών του διαθέσιμου δυναμικού (Κλάση 4).
2. Το καθήκον για την εκτέλεση του απαιτεί την αναμονή της ολοκλήρωσης του καθήκοντος, το οποίο έχει αναλάβει το ρομπότ.
3. Το καθήκον μπορεί να εκτελεστεί άμεσα (Κλάση 1 και Κλάση 3).

Σε αντιστοιχία με την παραπάνω ενότητα, για κάθε ένα από τα παραπάνω σενάρια είναι απαραίτητη η καταμέτρηση των χρονικών δεδομένων, τόσο για τους ανατεθειμένους χρόνους στα μέλη του δυναμικού, σε συνδυασμό με τον πραγματικό χρόνο της διαδικασίας και του εναπομένουτος πλήθους καθηκόντων, όσο και τους απαραίτητους νεκρούς χρόνους.

```
%Check of Cooperation or Non-Cooperation Task%
if DT_Classes(Best_Task) == 4;
    if RAI == 1;
        RTW = TRAW;
        DTH = TRAW - THAW;
        TDTH = TDTH + DTH;
    else
        RTW = THAW;
    end
    TTH = Worktimes_of_Human(Best_Task) + HWD;
    TTR = TTH;
    THAW = RTW + TTH;
    TRAW = RTW + TTR;
    RTW = THAW;
    RAI = 0;
    HAI = 0;
    TTR = 0;
    TTH = 0;
    WRT = 0;
    WHT = 0;
    CRTER = CRTER - 1;
    CRTEH = CRTEH - 1;
```

Εικόνα 90. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (34/41)

```

%Presentation of Cooperation Task%
display ('The human and the robot should perform the task');
display (txt(Best_Task));

%Determination of Values Variables and Counters%
MAP = Solution;
SRT(t) = WRT;
SHT(t) = WHT;

%Check if Task on Hold%
elseif Best_Task == HT(Best_Predecessor);
    RTW = TRAW;
    DTH = TRAW - THAW;
    TDTH = TDTH + DTH;
    TTR = 0;
    RAI = 0;
    WRT = 0;
    TTH = Worktimes_of_Human(Best_Task) + HWD;
    THAW = RTW + TTH;
    HAI = 1;
    WHT = Best_Task;
    CRTEH = CRTEH - 1;

%Presentation of Cooperation Task%
display ('After the robot completes its task , the human
should perform the task');
display (txt(Best_Task));

%Determination of Values Variables and Counters%
MAP = Solution;
SHT(t) = WHT;

%General Scenario%
else
    TTH = Worktimes_of_Human(Best_Task) + HWD;
    THAW = THAW + TTH;
    HAI = 1;
    WHT = Best_Task;
    CRTEH = CRTEH - 1;
    if DT_Classes(Best_Task) == 3;
        CRTER = CRTER - 1;
    end
end

```

Εικόνα 91. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (35/41)

```

%Presentation of Cooperation Task%
display ('The human should perform the task');
display (txt(Best_Task));

%Determination of Values Variables and Counters%
MAP = Solution;
SHT(t) = WHT;

end

```

Εικόνα 92. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (36/41)

Σε κάθε περίπτωση, ο αλγόριθμος αναθέτει, στο τέλος κάθε κλάδου, τιμές στα μεγέθη SRT, SHT και MAP, τα οποία αποτελούν τα εποπτικά μέσα και πορίσματα της διαδικασίας.

8.6.4.6.3. Στάδιο Προετοιμασίας για την Εύρεση του Επόμενου προς Εκτέλεση Καθήκον

Σε πρώτο στάδιο, απαιτείται η αύξηση του καταμετρητή ολοκληρωμένων καθηκόντων CTC κατά 1, ενώ οι τιμές των breaks θα λάβουν την τιμή 0.

```

%Increase of CTC by 1%
CTC = CTC + 1;

%Initialization of Breaks%
RB = 0;
HB = 0;

```

Εικόνα 93. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (37/41)

Ο αλγόριθμος έχει σχεδιαστεί για να επιλέγει το ρομπότ, για την εκτέλεση του επόμενου καθήκοντος, πάντα έναντι του ανθρώπου, αν αυτό είναι διαθέσιμο. Στην περίπτωση, όπου το ρομπότ είναι απασχολημένο (RAI = 1) και ο άνθρωπος όχι (HAI = 0), προφανώς θα επιλέγεται εκείνος. Στην περίπτωση, όμως στην οποία και οι δύο είναι απασχολημένοι τη στιγμή λειτουργίας του αλγορίθμου (RAI = 1 και HAI = 1), συγκρίνονται οι δύο ανατεθειμένοι χρόνοι TRAW και THAW, και επιλέγεται εκείνο το μέλος του δυναμικού με το μικρότερο, καθώς σημαίνει πως αναμένεται να ολοκληρώσει το καθήκον του πρώτο. Για τον αντίστοιχο επιλαχόντα θα γίνει η αρχικοποίηση των σχετικών μετρητών του και οι αντίστοιχες χρονικές μεταβάσεις.

```

%Preparation for the next stage%
if RAI == 1 && HAI == 1;
    if TRAW < THAW;
        RTW = TRAW;
        RAI = 0;
        TTR = 0;
        WRT = 0;
    elseif TRAW > THAW;
        RTW = THAW;
        HAI = 0;
        TTH = 0;
        WHT = 0;
    else
        RTW = THAW;
        RAI = 0;
        HAI = 0;
        TTR = 0;
        TTH = 0;
        WRT = 0;
        WHT = 0;
    end
end
end

```

Εικόνα 94. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (38/41)

Στην περίπτωση στην οποία ο άνθρωπος είναι διαθέσιμος ($HAI = 0$), είναι αναγκαίο να προβλεφθεί η επόμενη χρονική απόκλιση του, μέσω του HMM. Τέλος, οφείλεται η αύξηση του δείκτη καθηκόντων t κατά 1.

```

%Input of the HMM Observation with the highest probability%
if HAI == 0;
    (HMM)
end
t = t + 1;

```

Εικόνα 95. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (39/41)

8.6.4.6.4. Περίπτωση Αδυναμίας Εύρεσης Λύσης

Για την περίπτωση αδυναμίας εύρεσης κάποιας λύσης για κάποιο από τα δύο μέλη του δυναμικού, μέσω του αντίστοιχου break, θα επιχειρηθεί να μπει το αντίστοιχο μέλος του δυναμικού σε αναμονή και να βρεθεί ικανή λύση μέσω του εναπομένου μέλους. Προφανώς,

θα πρέπει να πραγματοποιηθούν οι αντίστοιχες χρονικές μεταβάσεις. Αν δεν μπορεί να βρεθεί λύση ούτε σε αυτό το σενάριο, η διαδικασία οφείλει να τερματιστεί ανεπιτυχώς.

```
%No correct solution was found for the robot%
if RAI == 0 && CRTER ~= 0 && RB == 0;
    display ('No correct solution was found for the robot. Lets
try the human');
    RB = 1;
    if HAI == 1;
        RTW = THAW;
        DTR = THAW - TRAW;
        TDTR = TDTR + DTR;
        TTH = 0;
        HAI = 0;
        WHT = 0;
    else
        RTW = TRAW;
    end

%No correct solution was found for the human%
elseif HAI == 0 && CRTEH ~= 0 && HB == 0;
    display ('No correct solution was found for the human. Lets
try the robot');
    HB = 1;
    if RAI == 1;
        RTW = TRAW;
        DTH = TRAW - THAW;
        TDTH = TDTH + DTH;
        TTR = 0;
        RAI = 0;
        WRT = 0;
    else
        RTW = THAW;
    end
elseif RB == 1 && HB == 1;
    display ('No correct solution can be found for neither one);
end
```

Εικόνα 96. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (40/41)

Τέλος, έξω από αυτούς τους κλάδους, απαιτείται ο μηδενισμός ορισμένων μεγεθών για την διεκπεραίωση του επόμενου κύκλου δράσης του GA.

```
%Initialization of Variables and Counters for the next stage%
GEN = 0;
NT = zeros(NIND, 1);
HT = zeros(NIND, 1);
```

Εικόνα 97. Γενετικός Αλγόριθμος Κατανομής Καθηκόντων (41/41)

Η ολοκληρωμένη μορφή του GA, όπως και το σύνολο των αλγορίθμων οι οποίοι χρησιμοποιούνται για την πραγματοποίηση της μεθόδου, παρουσιάζεται στο Παράρτημα Γ. Προφανώς, στο Παράρτημα παρατηρούνται και οι απαραίτητες αρχικοποιήσεις των σχετικών μεγεθών για να εξασφαλιστεί η ανεξαρτησία της μεθόδου. Επιπροσθέτως, στον αλγόριθμο τους παραρτήματος προστίθεται και ένα διαδραστικό σύνολο εντολών, το οποίο θα ζητάει από το χρήστη τον πραγματικό χρόνο εκτέλεσης του καθήκοντος, έτσι ώστε να διορθώνει το πιθανό σφάλμα της πρόβλεψής του συνεργατικού HMM.

9. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ

Σε επόμενο στάδιο είναι απαραίτητο να επαληθευτεί η λειτουργικότητα των υπολογιστικών μεθόδων. Τα βασικά εργαλεία τα οποία απαρτίζουν την προτεινόμενη μέθοδο διακρίνονται από το AND/OR Γράφημα, το DT, το HMM και ο GA. Το AND/OR Γράφημα δε χαρακτηρίζεται από λειτουργική πολυπλοκότητα, αλλά είναι απαραίτητο εργαλείο για την εποπτεία του συνόλου της διαδικασίας. Συνεπώς, ο έλεγχος της απόδοσης του δε μπορεί να αξιολογηθεί πέρα από την επιβεβαίωση των δεδομένων της εφαρμογής. Παρά το πλήθος των καθηκόντων, τα οποία με τη σειρά τους αποφέρουν ένα ιδιαίτερα υψηλό πλήθος πιθανών σεναρίων, έπειτα από την επανειλημμένη ανάλυση των δεδομένων και των περιορισμών της εφαρμογής, με βεβαιότητα εξασφαλίστηκε η ορθή αναπαράσταση της με τη μορφή του AND/OR Γραφήματος.

Τα επιμέρους μοντέλα του DT, του HMM και του GA διακρίνονται από πιο τυπικές και πιο μαθηματικοποιημένες μεθόδους αξιολόγησης. Πιο συγκεκριμένα, είναι δυνατό να προσδιοριστεί η απόδοση των συστημάτων ελέγχοντας το ποσοστό της επιτυχίας σε κάποιο ορισμένο πλήθος επαναλήψεων ή το κατά πόσο επιτυγχάνονται οι σκοποί της δράσης τους. Ως προς το HMM, το οποίο λειτουργεί ως ένα ντετερμινιστικό μοντέλο, το οποίο αποσκοπεί στο σχηματισμό μιας πρόβλεψης για ένα υποθετικό περιβάλλον και σενάριο, η αξιολόγηση του θα λάβει διαφορετική μορφή. Η αξιολόγηση των υπόλοιπων δύο μοντέλων μπορεί εύκολα να ποσοτικοποιηθεί μέσω των μεθόδων, οι οποίες θα αναλυθούν στη συνέχεια.

9.1. Αποτελέσματα Δένδρου Αποφάσεων

Όπως έχει επισημανθεί και στις προηγούμενες ενότητες, ο ρόλος του DT αφορά τον προσδιορισμό της κατάλληλης κλάσης καθήκοντος ως προς το κριτήριο ποιο μέλος του διαθέσιμου δυναμικού είναι ικανό να το εκτελέσει, καθώς και το επίπεδο συνεργασίας που απαιτείται μεταξύ αυτών. Για την καλύτερη οι πιθανές κατηγορίες διακρίνονται ως:

- α) εκτελέσιμα μόνο από τον άνθρωπο (A)
- β) εκτελέσιμα μόνο από το ρομπότ (P)

γ) εκτελέσιμα από τον άνθρωπο ή από το ρομπότ (A/P)

δ) εκτελέσιμα μόνο με τη συνεργασία του ανθρώπου με το ρομπότ (A+P)

Οι κατηγορίες αυτές αναπαρίστανται στον αλγόριθμο μέσω των αριθμών 1,2,3 και 4 αντίστοιχα. Αυτό επιλέχθηκε έτσι ώστε να είναι η δυνατή η χρήση λογικών πράξεων και πράξεων σύγκρισης στο πλαίσιο του αλγορίθμου CART. Για τη λειτουργία του αλγορίθμου CART, επιστρατεύτηκε ως κριτήριο διαχωρισμού για τη διάσπαση του στα επιμέρους φύλλα η GI, της οποίας η δομή και δράση αναλύθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο. Οι τιμές των δεικτών, οι οποίες παρουσιάζονται στην ενότητα 8.4. αποτελούν τα κύρια δεδομένα για την εύρεση της τιμής της GI. Παρουσιάζεται παρακάτω ο καταμερισμός των καθηκόντων για την εκπαίδευση και τον έλεγχο του DT.

| A/A Καθήκοντος | Όνομα-Σύμβολο Καθήκοντος | Ακ | Ασ | Β | Δ | Επ | Ερ | Π | Κλάση |
|----------------|--------------------------|-----|-----|-----|-----|-----|----|-----|-------|
| 4 | D | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0.5 | 1 |
| 5 | E | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 | 1 |
| 8 | H | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 1 | 1 |
| 12 | L | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 | 1 |
| 14 | N | 1 | 0 | 0.5 | 0.5 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | A | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2 |
| 2 | B | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 0.5 | 0 | 0.5 | 2 |
| 6 | F | 0.5 | 0.5 | 0.5 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 3 |
| 9 | I | 0.5 | 0.5 | 1 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 13 | M | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 | 3 |
| 20 | T | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 7 | G | 1 | 0.5 | 0.5 | 1 | 1 | 0 | 1 | 4 |
| 11 | K | 1 | 0.5 | 0.5 | 1 | 0.5 | 0 | 1 | 4 |
| 10 | J | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0.5 | 1 |
| 17 | Q | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 1 |
| 19 | S | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 | 1 |
| 21 | U | 1 | 0 | 0 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 1 |
| 3 | C | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2 |
| 15 | O | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 3 |
| 18 | R | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 3 |
| 22 | V | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 16 | P | 1 | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 4 |

Training Data Set

Testing Data Set

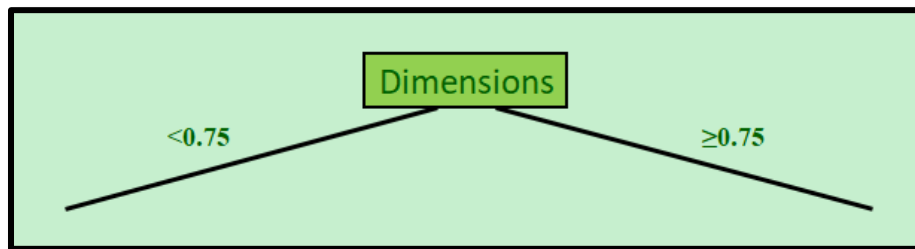
Πίνακας 12. Βάσεις Δεδομένων Εκπαίδευσης και Ελέγχου

Ο αλγόριθμος CART θα δημιουργήσει διακλαδώσεις στο δέντρο με βάση τις 7 ιδιότητες-δείκτες (Ακ, Ας, Β, Δ, Επ, Ερ και Π). Στο Παράρτημα Β παρουσιάζεται η τελική μορφή του αλγορίθμου DT, ο οποίος θα χρησιμοποιηθεί για τον υπολογισμό της GI και την ανάδειξη του δείκτη στον οποίο θα πραγματοποιηθεί η διακλάδωση του DT. Για την πρώτη διακλάδωση προκύπτουν οι τιμές GI:

$$GI = \begin{array}{l|l} 0.51282 & Accuracy \\ 0.44444 & Safety \\ 0.50000 & Weight \\ \color{red}{0.27692} & \color{red}{Dimensions} \\ 0.60256 & Dexterity \\ 0.47863 & Tools \\ 0.53846 & Complexity \end{array}$$

Πίνακας 13. Πίνακας GI για πρώτο επίπεδο διάσπασης

Επομένως, ο δείκτης ο οποίος χαρακτηρίζεται από τη μικρότερη τιμή GI είναι οι Διαστάσεις (Dimensions) και με βάση αυτόν θα γίνει η πρώτη διάσπαση. Η τιμή, η οποία επιλέγεται για το διαχωρισμό των καθηκόντων είναι η 0.75.



Εικόνα 98. Διάγραμμα Πρώτης Διάσπασης Δένδρου Αποφάσεως

Εφόσον, για τα δεδομένα του TDS, καμία από τις διαδρομές των κλάδων, τις οποίες μπορούν να ακολουθήσουν, δεν καταλήγει σε μοναδική κλάση, παρουσιάζεται η ανάγκη διάσπασης και σε δεύτερο επίπεδο κόμβων. Είναι ιδιαίτερα σημαντικό να επισημανθεί πως το σύνολο του αλγορίθμου, δε μπορεί να μοντελοποιηθεί με μία επαναληπτική διαδικασία, λόγω της ανάγκης για εποπτική δράση του ατόμου. Για τη συνέχεια της διαδικασίας, απαιτείται η αποχώρηση των δεδομένων του δείκτη διαστάσεων από το TDS και η μείωση του μεγέθους I κατά 1. Συνεπώς, για το σχηματισμό των επομένων κλάδων διάσπασης είναι σε πρώτο στάδιο απαραίτητο να διακριθούν τα μέλη του TDS, τα οποία ακολουθούν την πρώτη διαδρομή και τα μέλη του TDS, τα οποία ακολουθούν τη δεύτερη διαδρομή, με κριτήριο το μαθηματικό όριο σύγκρισης 0.75.

```

%Dimensions Split%
%Initialization of D1 and D2 Counters%
D1 = 0;
D2 = 0;

%Formation of Dimensions under 0.75 and Dimensions over 0.75%
for i = 1:TT;
    if Indicators(i, SI) < 0.75;
        D1 = D1 +1;
        Dimensions_under(D1, :) = Nodes(i, :);
    elseif Indicators(i, SI) >= 0.75;
        D2 = D2 +1;
        Dimensions_over(D2, :) = Nodes(i, :);
    end
end
end

```

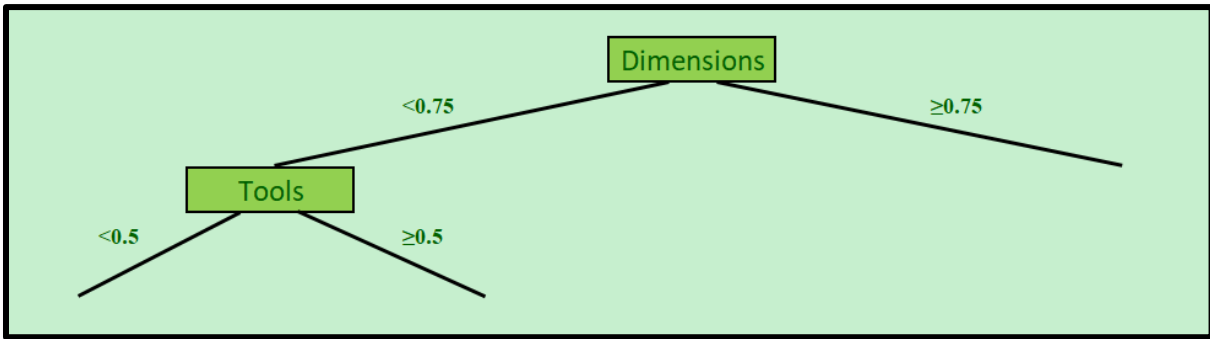
Εικόνα 99. Επίπεδο Πρώτης Διάσπασης Δένδρου Αποφάσεως

Για κάθε μια από τις πιθανές διαδρομές είναι χρήσιμο να γίνει ο έλεγχος, αν το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης τα οποία καταλήγουν στο τελικό φύλλο διακρίνονται από μια μοναδική κλάση. Αν ναι, δε χρειάζεται η περαιτέρω διάσπαση του DT. Αν όχι, επαναλαμβάνεται για το συγκεκριμένο σύνολο εκπαιδευτικών καθηκόντων η διαδικασία, η οποία παρουσιάστηκε στην Ενότητα 8.5. Αναλυτικότερα, για τον κλάδο με τιμή Διάστασης μικρότερη του 0.75 προκύπτει ο πίνακας GI:

$$\text{GI} = \begin{array}{l|l}
 0.30769 & \textit{Accuracy} \\
 0.26374 & \textit{Safety} \\
 0.28205 & \textit{Weight} \\
 0.21795 & \textit{Dexterity} \\
 \mathbf{0.12308} & \mathbf{\textit{Tools}} \\
 0.18462 & \textit{Complexity}
 \end{array}$$

Πίνακας 14. Πίνακας GI για δεύτερο επίπεδο διάσπασης κλάδου *Dimensions* < 0.75

Άρα, ο δείκτης ο οποίος χαρακτηρίζεται από τη μικρότερη τιμή GI είναι τα Εργαλεία (Tools) και με βάση αυτόν θα γίνει η παρούσα διάσπαση. Η τιμή, η οποία επιλέγεται για το διαχωρισμό των καθηκόντων, αφού διακρίνεται ο δείκτης μόνο από τις τιμές 0 και 1, είναι η 0.5.

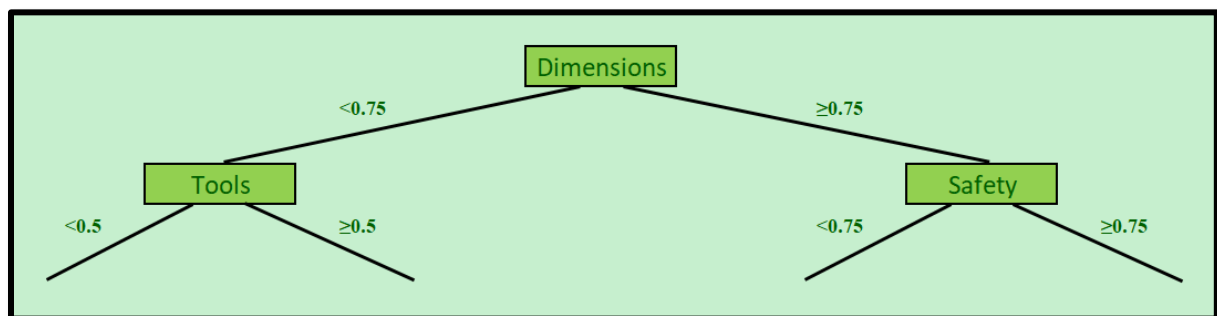


Εικόνα 100. Διάγραμμα Δεύτερης Διάσπασης Δένδρου Αποφάσεως Κλάδου *Dimensions* < 0.75
 Παράλληλα, για τον κλάδο με τιμή Διάστασης μεγαλύτερη του 0.75 προκύπτει ο πίνακας GI:

$$GI = \begin{array}{c|c} 0 & Accuracy \\ 0 & Safety \\ 0 & Weight \\ 0.07692 & Dexterity \\ 0.15385 & Tools \\ 0 & Complexity \end{array}$$

Πίνακας 15. Πίνακας GI για δεύτερο επίπεδο διάσπασης κλάδου *Dimensions* ≥ 0.75

Λόγω του πολύ μικρού πλήθους δεδομένων για αυτό τον κλάδο, παρατηρούνται τουλάχιστον 4 δείκτες με την τιμή 0. Οποιοσδήποτε από αυτούς τους δείκτες μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επικείμενη διάσπαση, αλλά για λόγους που υπακούνε στους νόμους εργασιακής ασφαλείας, επιλέγεται ο δείκτης της Ασφάλειας (Safety), με τιμή διάκρισης 0.75.



Εικόνα 101. Διάγραμμα Δεύτερης Διάσπασης Δένδρου Αποφάσεως Κλάδου ≥ 0.75

Για τις παραπάνω διαδρομές, παρατηρείται πως το φύλλο στο άκρο της διαδρομής με Εργαλεία πάνω από 0.5 διακρίνεται από μοναδική Κλάση 1, το φύλλο στο άκρο της διαδρομής με Ασφάλεια κάτω από 0.75 διακρίνεται από μοναδική Κλάση 4 και το φύλλο στο άκρο της διαδρομής με Ασφάλεια πάνω από 0.75 διακρίνεται από μοναδική Κλάση 3. Αντίθετα, το

φύλλο στο άκρο της διαδρομής με Εργαλεία κάτω από 0.5 δεν καταλήγει σε μοναδική κλάση και άρα παρουσιάζεται η ανάγκη διάσπασης και στο δεύτερο επίπεδο κόμβων. Επομένως, απαιτείται για ακόμα μια φορά, η αφαίρεση των δεδομένων του δείκτη διαστάσεων από το TDS και η μείωση του μεγέθους 1 κατά 1. Φυσικά, οφείλουν να διακριθούν από τα μέλη του σχετικού πληθυσμού, ποια ακολουθούν την πρώτη και ποια τη δεύτερη διαδρομή με δεδομένο το μαθηματικό όριο σύγκρισης 0.75.

```

%Tools Split%
%Initialization of T1 and T2 Counters%
T1 = 0;
T2 = 0;

%Formation of Tools under 0.5 and Tools over 0.5%
for i = 1:D1;
    if Dimensions_under(i,SI1) < 0.5;
        T1 = T1 +1;
        Tools_under(T1,:) = Nodes(i,:);
    elseif Dimensions_under(i,SI1) >= 0.5;
        T2 = T2 +1;
        Tools_over(T2,:) = Nodes(i,:);
    end
end
end

```

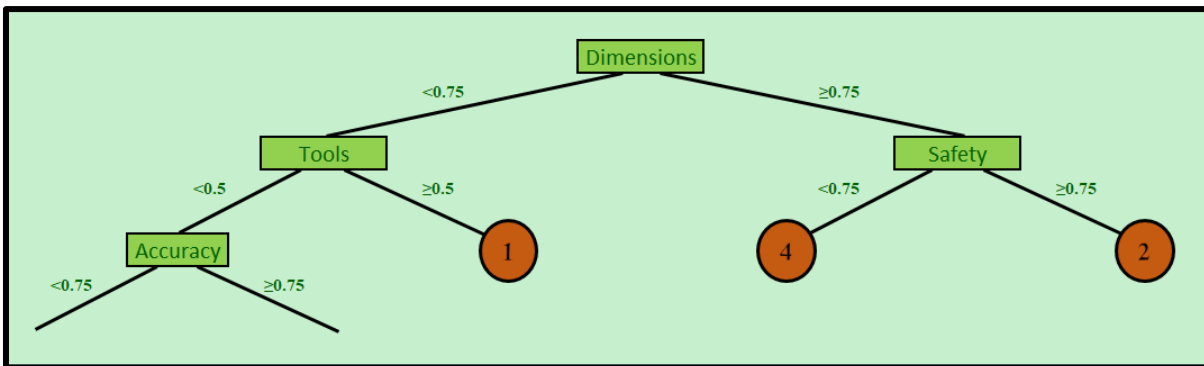
Εικόνα 102. Επίπεδο Δεύτερης Διάσπασης Δένδρου Αποφάσεως

Για τον κλάδο με τιμή Εργαλείων μικρότερη του 0.5 προκύπτει ο πίνακας GI:

$$GI = \begin{array}{|l} 0 \\ 0 \\ 0.2 \\ 0.2 \\ 0 \end{array} \begin{array}{|l} Accuracy \\ Safety \\ Weight \\ Dexterity \\ Complexity \end{array}$$

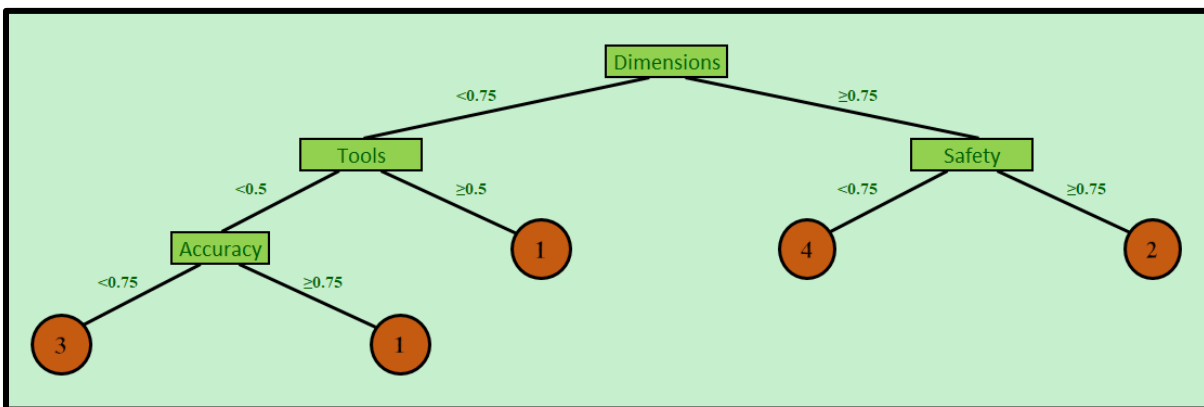
Πίνακας 16. Πίνακας GI για τρίτο επίπεδο διάσπασης κλάδου Tools < 0.75

Παρόμοια, παρατηρούνται τουλάχιστον 3 δείκτες με την τιμή 0. Οποιοσδήποτε από αυτούς τους δείκτες μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επικείμενη διάσπαση, αλλά για λόγους που υπακούνε στους νόμους εργασιακής ακρίβειας, επιλέγεται ο δείκτης της Ακρίβειας (Accuracy), με τιμή διάκρισης 0.75.



Εικόνα 103. Διάγραμμα Τρίτης Διάσπασης Δένδρου Αποφάσεως Κλάδου Tools < 0.5

Παρατηρείται πως και για τις 2 πιθανές διαδρομές, τόσο για Ακρίβεια μικρότερη του 0.75, όσο για Ακρίβεια μεγαλύτερη του 0.75, το DT καταλήγει σε μοναδική κλάση. Πιο συγκεκριμένα, στην Κλάση 3 και στην Κλάση 1 αντίστοιχα. Με αυτή τη διάσπαση, το DT έχει ολοκληρωθεί, καθώς όλες οι πιθανές διαδρομές για το σύνολο εκπαίδευσης έχουν καταλήξει σε τελικά φύλλα, τα οποία διακρίνονται από μια και μοναδική κλάση. Για την καλύτερη εποπτεία της διαδικασίας παρουσιάζονται επίσης τα υποσύνολα, τα οποία ακολουθούν το κάθε σενάριο.



Εικόνα 104. Διάγραμμα Τελικού Δένδρου Αποφάσεως

| A/A | Όνομα-Σύμβολο | Ακ | Ασ | Β | Δ | Επ | Ερ | Π | Κλάση |
|-----|---------------|-----|-----|-----|-----|-----|----|-----|-------|
| 6 | F | 0.5 | 0.5 | 0.5 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 3 |
| 9 | I | 0.5 | 0.5 | 1 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 13 | M | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 | 3 |
| 20 | T | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 3 |

Πίνακας 17. Πίνακας Δεδομένων Εκπαίδευσης Διαδρομής Dimensions < 0.75 → Tools < 0.5 → Accuracy < 0.75

| A/A | Όνομα-Σύμβολο | Ακ | Ασ | Β | Δ | Επ | Ερ | Π | Κλάση |
|-----|---------------|----|----|-----|-----|----|----|---|-------|
| 14 | N | 1 | 0 | 0.5 | 0.5 | 1 | 0 | 1 | 1 |

Πίνακας 18. Πίνακας Δεδομένων Εκπαίδευσης Διαδρομής $Dimensions < 0.75 \rightarrow Tools < 0.5 \rightarrow Accuracy \geq 0.75$

| A/A | Όνομα-Σύμβολο | Ακ | Ασ | Β | Δ | Επ | Ερ | Π | Κλάση |
|-----|---------------|-----|-----|---|---|-----|----|-----|-------|
| 4 | D | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0.5 | 1 |
| 5 | E | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 | 1 |
| 8 | H | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 1 | 1 |
| 12 | L | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 | 1 |

Πίνακας 19. Πίνακας Δεδομένων Εκπαίδευσης Διαδρομής $Dimensions < 0.75 \rightarrow Tools \geq 0.5$

| A/A | Όνομα-Σύμβολο | Ακ | Ασ | Β | Δ | Επ | Ερ | Π | Κλάση |
|-----|---------------|----|-----|-----|---|-----|----|---|-------|
| 7 | G | 1 | 0.5 | 0.5 | 1 | 1 | 0 | 1 | 4 |
| 11 | K | 1 | 0.5 | 0.5 | 1 | 0.5 | 0 | 1 | 4 |

Πίνακας 20. Πίνακας Δεδομένων Εκπαίδευσης Διαδρομής $Dimensions \geq 0.75 \rightarrow Safety < 0.5$

| A/A | Όνομα-Σύμβολο | Ακ | Ασ | Β | Δ | Επ | Ερ | Π | Κλάση |
|-----|---------------|-----|----|---|---|-----|----|-----|-------|
| 1 | A | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2 |
| 2 | B | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 0.5 | 0 | 0.5 | 2 |

Πίνακας 21. Πίνακας Δεδομένων Εκπαίδευσης Διαδρομής $Dimensions \geq 0.75 \rightarrow Safety \geq 0.5$

Έπειτα της ολοκλήρωσης του DT είναι αναγκαία η ύπαρξη ενός εργαλείου αξιολόγησης. Όπως αναφέρθηκε και στο Κεφάλαιο 5, η διαδικασία της αξιολόγησης ενός μοντέλου ταξινόμησης είναι πιο περίπλοκη από τα υπόλοιπα μοντέλα της ML. Στη συγκεκριμένη εφαρμογή θα επιστρατευτεί η μέθοδος του Πίνακα Σύγκρισης CT. Ο πίνακας CT φανερώνει τους τρόπους με τους οποίους το μοντέλο “συγχίζεται” από τα σφάλματα των προβλέψεων του. Ο CT παρουσιάζει όχι απλά τα σφάλματα που εκτέλεσε ο ταξινομητής, αλλά το σημαντικότερο, τα είδη των λαθών.

Στη συγκεκριμένη εφαρμογή, θα χρησιμοποιηθεί για τον έλεγχο το Testing Data Set (TeDS), το οποίο παρουσιάζεται στον Πίνακα 12. Στους παρακάτω πίνακες παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης του DT για το αντίστοιχο TeDS. Προφανώς, ο DT δε γνωρίζει τις κλάσεις του TeDS.

| A/A | Όνομα-Σύμβολο | Ακ | Ασ | Β | Δ | Επ | Ερ | Π |
|-----|---------------|-----|-----|---|-----|-----|----|-----|
| 15 | O | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 |
| 18 | R | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 |
| 22 | V | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0 | 0 | 0 |

Πίνακας 22. Πίνακας Δεδομένων Ελέγχου Διαδρομής $Dimensions < 0.75 \rightarrow Tools < 0.5$
 $\rightarrow Accuracy < 0.75$

| A/A | Όνομα-Σύμβολο | Ακ | Ασ | Β | Δ | Επ | Ερ | Π |
|-----|---------------|----|----|---|-----|-----|----|-----|
| 21 | U | 1 | 0 | 0 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 |

Πίνακας 23. Πίνακας Δεδομένων Ελέγχου Διαδρομής $Dimensions < 0.75 \rightarrow Tools < 0.5$
 $\rightarrow Accuracy \geq 0.75$

| A/A | Όνομα-Σύμβολο | Ακ | Ασ | Β | Δ | Επ | Ερ | Π |
|-----|---------------|-----|----|---|---|-----|----|-----|
| 10 | J | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0.5 |
| 17 | Q | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0 |
| 19 | S | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 |

Πίνακας 24. Πίνακας Δεδομένων Ελέγχου Διαδρομής $Dimensions < 0.75 \rightarrow Tools \geq 0.5$

| A/A | Όνομα-Σύμβολο | Ακ | Ασ | Β | Δ | Επ | Ερ | Π |
|-----|---------------|----|-----|---|---|----|----|---|
| 16 | P | 1 | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 |

Πίνακας 25. Πίνακας Δεδομένων Ελέγχου Διαδρομής $Dimensions \geq 0.75 \rightarrow Safety < 0.5$

| A/A | Όνομα-Σύμβολο | Ακ | Ασ | Β | Δ | Επ | Ερ | Π |
|-----|---------------|-----|----|---|---|----|----|---|
| 3 | C | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |

Πίνακας 26. Πίνακας Δεδομένων Ελέγχου Διαδρομής $Dimensions \geq 0.75 \rightarrow Safety \geq 0.5$

Πράγματι, τα 9 δεδομένα του TeDS υπακούνε στους νόμους του DT, και υποστηρίζει με 100% επιτυχία τις λειτουργικές προϋποθέσεις των καθηκόντων. Βέβαια, είναι ωφέλιμο να επισημανθεί πως το πλήθος των δεδομένων, τόσο για την εκπαίδευση, όσο και για τον έλεγχο, είναι ιδιαίτερα λίγα. Για αυτό το λόγο, ο διαχωρισμός των δεδομένων είναι ιδιαίτερα επιλεκτικός, ώστε να παρουσιαστούν όλα τα δυνατά σενάρια διάκρισης και ελέγχου των κλάσεων. Πιο αναλυτικά, αξιοποιώντας τα ελεγκτικά εργαλεία της απόδοσης (Πίνακας Σύγκρισης, Ακρίβεια, Ανάκληση, Θετική Προγνωστική Αξία, F) και αξιοποιώντας τη σχετική βάση δεδομένων προκύπτει:

| A/A | Όνομα Καθήκοντος | Προβλεπόμενη Τιμή | Πραγματική Τιμή |
|-----|------------------|-------------------|-----------------|
| 15 | O | 3 | 3 |
| 18 | R | 3 | 3 |
| 22 | V | 3 | 3 |
| 21 | U | 1 | 1 |
| 10 | J | 1 | 1 |
| 17 | Q | 1 | 1 |
| 19 | S | 1 | 1 |
| 16 | P | 4 | 4 |
| 3 | C | 2 | 2 |

Πίνακας 27. Πίνακας Δεδομένων για Πίνακα Σύγχυσης

Η μορφή του CT για την κάθε κλάση καθήκοντος της εφαρμογής παρουσιάζεται στους παρακάτω πίνακες.

Κλάση 1

| | | Πραγματικές Τιμές | |
|---------------------|----------|-------------------|------------|
| | | Αληθής | Λανθάνουσα |
| Προβλεπόμενες Τιμές | Θετική | 4 | 0 |
| | Αρνητική | 0 | 0 |

Πίνακας 28. Πίνακας Σύγχυσης Κλάσης 1

Κλάση 2

| | | Πραγματικές Τιμές | |
|---------------------|----------|-------------------|------------|
| | | Αληθής | Λανθάνουσα |
| Προβλεπόμενες Τιμές | Θετική | 1 | 0 |
| | Αρνητική | 0 | 0 |

Πίνακας 29. Πίνακας Σύγχυσης Κλάσης 2

Κλάση 3

| | | Πραγματικές Τιμές | |
|---------------------|----------|-------------------|------------|
| | | Αληθής | Λανθάνουσα |
| Προβλεπόμενες Τιμές | Θετική | 3 | 0 |
| | Αρνητική | 0 | 0 |

Πίνακας 30. Πίνακας Σύγχυσης Κλάσης 3

Κλάση 4

| | | Πραγματικές Τιμές | |
|---------------------|----------|-------------------|------------|
| | | Αληθής | Λανθάνουσα |
| Προβλεπόμενες Τιμές | Θετική | 1 | 0 |
| | Αρνητική | 0 | 0 |

Πίνακας 31. Πίνακας Σύγχυσης Κλάσης 4

Αντίστοιχα για τα υπόλοιπα μεγέθη ως προς κάθε κλάση ισχύει:

Κλάση 1

$$\text{Ακρίβεια: } AKP = \frac{A\Theta + \Lambda A}{A\Theta + \Lambda A + \Lambda\Theta + \Lambda A} = \frac{4 + 0}{4 + 0 + 0 + 0} \rightarrow \mathbf{AKP = 1}$$

$$\text{Ανάκληση: } ANA = \frac{A\Theta}{A\Theta + \Lambda A} = \frac{4}{4 + 0} \rightarrow \mathbf{ANA = 1}$$

$$\text{Θετική Προγνωστική Αξία: } \Theta\text{ΠΑ} = \frac{A\Theta}{A\Theta + \Lambda\Theta} = \frac{4}{4 + 0} \rightarrow \mathbf{\Theta\text{ΠΑ} = 1}$$

$$\text{Συντελεστής F: } F = \frac{2 * ANA * \Theta\text{ΠΑ}}{ANA + \Theta\text{ΠΑ}} = \frac{2 * 1 * 1}{1 + 1} \rightarrow \mathbf{F = 1}$$

Κλάση 2

$$\text{Ακρίβεια: } AKP = \frac{A\Theta + \Lambda A}{A\Theta + \Lambda A + \Lambda\Theta + \Lambda A} = \frac{1 + 0}{1 + 0 + 0 + 0} \rightarrow \mathbf{AKP = 1}$$

$$\text{Ανάκληση: } ANA = \frac{A\Theta}{A\Theta + \Lambda A} = \frac{1}{1 + 0} \rightarrow \mathbf{ANA = 1}$$

$$\text{Θετική Προγνωστική Αξία: } \Theta\text{ΠΑ} = \frac{A\Theta}{A\Theta + \Lambda\Theta} = \frac{1}{1 + 0} \rightarrow \mathbf{\Theta\text{ΠΑ} = 1}$$

$$\text{Συντελεστής F: } F = \frac{2 * ANA * \Theta\text{ΠΑ}}{ANA + \Theta\text{ΠΑ}} = \frac{2 * 1 * 1}{1 + 1} \rightarrow \mathbf{F = 1}$$

Κλάση 3

$$\text{Ακρίβεια: } AKP = \frac{A\Theta + \Lambda A}{A\Theta + \Lambda A + \Lambda\Theta + \Lambda A} = \frac{3 + 0}{3 + 0 + 0 + 0} \rightarrow \mathbf{AKP = 1}$$

$$\text{Ανάκληση: } ANA = \frac{A\Theta}{A\Theta + \Lambda A} = \frac{3}{3 + 0} \rightarrow \mathbf{ANA = 1}$$

$$\text{Θετική Προγνωστική Αξία: } \Theta\text{ΠΑ} = \frac{A\Theta}{A\Theta + \Lambda\Theta} = \frac{3}{3 + 0} \rightarrow \mathbf{\Theta\text{ΠΑ} = 1}$$

$$\text{Συντελεστής F: } F = \frac{2 * ANA * \Theta\text{ΠΑ}}{ANA + \Theta\text{ΠΑ}} = \frac{2 * 1 * 1}{1 + 1} \rightarrow \mathbf{F = 1}$$

Κλάση 4

$$\text{Ακρίβεια: } AKP = \frac{A\Theta + \Lambda A}{A\Theta + \Lambda A + \Lambda\Theta + \Lambda A} = \frac{1 + 0}{1 + 0 + 0 + 0} \rightarrow \mathbf{AKP = 1}$$

$$\text{Ανάκληση: } ANA = \frac{A\Theta}{A\Theta + \Lambda A} = \frac{1}{1 + 0} \rightarrow \mathbf{ANA = 1}$$

$$\text{Θετική Προγνωστική Αξία: } \Theta\text{ΠΑ} = \frac{A\Theta}{A\Theta + \Lambda\Theta} = \frac{1}{1 + 0} \rightarrow \mathbf{\Theta\text{ΠΑ} = 1}$$

$$\text{Συντελεστής } F: F = \frac{2*ANA*ΘΠΑ}{ANA + ΘΠΑ} = \frac{2 * 1 * 1}{1 + 1} \rightarrow F = 1$$

Συνεπώς, το μοντέλο φαίνεται να χαρακτηρίζεται από ιδιαίτερα υψηλές τιμές των μεγεθών αξιολόγησης, πέρα του πιο σημαντικού, το οποίο προφανώς είναι η Ακρίβεια. Παράλληλα, η υψηλή τιμή της Ανάκλησης υποδεικνύει πως η συγκεκριμένη κλάση αναγνωρίζεται πέρα από επιτυχημένα, αναγνωρίζεται και ορθά. Επιπροσθέτως, η υψηλή τιμή της ΘΠΑ υποδεικνύει πως οι θετικές εκτιμήσεις του μοντέλου είναι πραγματικά θετικές. Τέλος, η υψηλή τιμή του μεγέθους F, πάρα της γενικότητας της φύσης του, σε συνδυασμό με τα υπόλοιπα, χαρακτηρίζει το μοντέλο ως ιδιαίτερα αποτελεσματικό.

9.2. Αποτελέσματα Κρυφού Μοντέλο Μαρκόφ

Το HMM δημιουργείται με σκοπό την πρόβλεψη των πιθανών χρονικών αποκλίσεων εκτέλεσης των καθηκόντων από την πλευρά του ατόμου. Σε αντίθεση με το ρομπότ, ο άνθρωπος δε μπορεί να εκτελεί το ίδιο καθήκον συστηματικά με τον ίδιο βαθμό της απόδοσης. Με άλλα λόγια, το ρομπότ αντιμετωπίζεται ως ένα ντετερμινιστικό σύστημα, ενώ ο άνθρωπος ως ένα στοχαστικό σύστημα.

Ένα HMM διακρίνεται δομικά και λειτουργικά από τις Καταστάσεις και από τις Παρατηρήσεις του μοντέλου. Οι Παρατηρήσεις λειτουργούν ως το πόρισμα του HMM. Συνεπώς, είναι ωφέλιμο να αντιπροσωπεύουν τις κλάσεις των χρονικών αποκλίσεων. Παράλληλα, οι Καταστάσεις αναπαριστούν τις συνθήκες και τους περιορισμούς, οι οποίοι οδηγούν στη δημιουργία των αντίστοιχων Παρατηρήσεων. Με βάση τη σχετική διαδικτυακή βιβλιογραφία, οι βασικοί παράγοντες οι οποίοι φαίνεται να επηρεάζουν την απόδοση του ανθρώπινου παράγοντα, είναι η φυσιολογία και η διάθεση του ατόμου, και κατά επέκταση η φυσική και ψυχολογική κατάσταση του ατόμου αντίστοιχα.

Για τη συγκεκριμένη εφαρμογή, επιλέγεται ένα πλήθος 9 Καταστάσεων, ως προϊόν συνδυασμού των βαθμίδων ‘Καλή’, ‘Μέτρια’ και ‘Κακή’ για τη φυσική και ψυχολογική κατάσταση του ατόμου. Ταυτόχρονα, επιστρατεύεται ένα πλήθος 9 Παρατηρήσεων, οι οποίοι αντιπροσωπεύουν τις κλάσεις των χρονικών αποκλίσεων της πραγματικής εκτέλεσης του καθήκοντος από την πρότυπη. Το πλήθος αυτό επιλέχτηκε, με σκοπό οι παρατηρήσεις με

καταμερισμό των κλάσεων του χρόνου από 2 έως 3 δευτερόλεπτα, να είναι συγκρίσιμες μεταξύ τους. Επιπροσθέτως, οι Παρατηρήσεις σχηματίστηκαν λαμβάνοντας υπόψη τις σπάνιες ακραίες περιπτώσεις του δείγματος εκπαίδευσης, το οποίο δείγμα υπό ιδανικές συνθήκες θα πρέπει να αποτελείται από μεγάλο αριθμό δεδομένων για να είναι οι πιθανότητες αντιπροσωπευτικές.

Το HMM διακρίνεται από τρία στάδια για την ολοκλήρωση του. Πιο συγκεκριμένα, από την Αρχική Προσέγγιση ΠΜΚ και ΠΠ, τον Προσδιορισμό ΠΜΚ και ΠΠ και την Πρόβλεψη Χρονικής Απόκλισης. Όπως παρουσιάστηκε και σε προηγούμενη ενότητα, για την Αρχική Προσέγγιση ΠΜΚ και ΠΠ δημιουργείται ένας καταμετρητής για την προσέγγιση των αρχικών πιθανοτήτων του ΠΜΚ και του ΠΠ. Το δείγμα εκπαίδευσης ιδανικά προέρχεται από πειραματικές μετρήσεις, είτε μέσω κάποιας προσομοίωσης είτε με την αρωγή εποπτικών εργαλείων και ερωτηματολογίων [109]. Οι κλάσεις των Καταστάσεων και των Παρατηρήσεων έχουν παρουσιαστεί στην Ενότητα 8.6.. Παρακάτω παρουσιάζονται οι αρχικές πιθανότητες έπειτα από τη σχετική καταμέτρηση.

| Καταστάσεις Καταστάσεις | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
|----------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 1 | 0.0471 | 0.0312 | 0.0237 | 0.0323 | 0.0121 | 0.0072 | 0.0168 | 0.0104 | 0.0072 |
| 2 | 0.0258 | 0.0123 | 0.0072 | 0.0120 | 0.0090 | 0.0054 | 0.0120 | 0.0068 | 0.0046 |
| 3 | 0.0045 | 0.0009 | 0.0006 | 0.0025 | 0.0006 | 0.0004 | 0.0003 | 0.0004 | 0.0013 |
| 4 | 0.0043 | 0.0082 | 0.0065 | 0.0084 | 0.0224 | 0.0123 | 0.0051 | 0.0174 | 0.0066 |
| 5 | 0.0162 | 0.0265 | 0.0124 | 0.0229 | 0.0410 | 0.0262 | 0.0143 | 0.0182 | 0.0237 |
| 6 | 0.0075 | 0.0131 | 0.0118 | 0.0142 | 0.0293 | 0.0168 | 0.0156 | 0.0159 | 0.0272 |
| 7 | 0.0017 | 0.0022 | 0.0058 | 0.0033 | 0.0047 | 0.0079 | 0.0053 | 0.0074 | 0.0129 |
| 8 | 0.0018 | 0.0049 | 0.0094 | 0.0066 | 0.0081 | 0.0141 | 0.0002 | 0.0006 | 0.0113 |
| 9 | 0.0093 | 0.0141 | 0.0287 | 0.0127 | 0.0153 | 0.0278 | 0.0009 | 0.0173 | 0.0272 |

Πίνακας 32. Αρχική Προσέγγιση ΠΜΚ

| Καταστάσεις | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
|--------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Παρατηρήσεις | | | | | | | | | |
| 1 | 0.0074 | 0.0157 | 0.0213 | 0.0043 | 0.0073 | 0.0173 | 0.0026 | 0.0066 | 0.0082 |
| 2 | 0.0176 | 0.0218 | 0.0226 | 0.0058 | 0.0126 | 0.0229 | 0.0061 | 0.0070 | 0.0146 |
| 3 | 0.0162 | 0.0233 | 0.0214 | 0.0162 | 0.0254 | 0.0231 | 0.0144 | 0.0214 | 0.0169 |
| 4 | 0.0114 | 0.0261 | 0.0135 | 0.0258 | 0.0557 | 0.0336 | 0.0153 | 0.0267 | 0.0114 |
| 5 | 0.0181 | 0.0167 | 0.0122 | 0.0163 | 0.0212 | 0.0174 | 0.0197 | 0.0192 | 0.0153 |
| 6 | 0.0065 | 0.0122 | 0.0035 | 0.0117 | 0.0154 | 0.0089 | 0.0126 | 0.0172 | 0.0075 |
| 7 | 0.0093 | 0.0059 | 0.0039 | 0.0039 | 0.0110 | 0.0092 | 0.0157 | 0.0064 | 0.0042 |
| 8 | 0.0055 | 0.0025 | 0.0024 | 0.0054 | 0.0045 | 0.0035 | 0.0116 | 0.0072 | 0.0039 |
| 9 | 0.0001 | 0.0001 | 0.0009 | 0.0001 | 0.0002 | 0.0009 | 0.0079 | 0.0013 | 0.0014 |

Πίνακας 33. Αρχική Προσέγγιση ΠΠ

Στη συνέχεια, αυτές οι αρχικές προσεγγίσεις θα επιστρατευτούν για τον προσδιορισμό του ΠΜΚ και του ΠΠ. Ο αλγόριθμος, ο οποίος θα χρησιμοποιηθεί για τον προσδιορισμό των πινάκων ΠΜΚ και ΠΠ, είναι ο FBA. Παράλληλα, για την Πρόβλεψη Χρονικής Απόκλισης επιστρατεύεται ο FA. Για την ουσιαστική δομική λειτουργία της μεθόδου, τα αλγοριθμικά μέρη του HMM, τα οποία αφορούν τον Προσδιορισμό ΠΜΚ και ΠΠ και την Πρόβλεψη Χρονικής Απόκλισης, θα συγχωνευτούν σε ένα αλγόριθμο. Αν και ο αλγόριθμος αυτός θα εισαχθεί στο εσωτερικό του GA, για την καλύτερη εποπτεία της διπλωματικής παρουσιάζεται μια ανεξάρτητη έκδοση του στο Παράρτημα Γ.

Για τη λειτουργία του αλγορίθμου απαιτούνται σε πρώτο στάδιο η εισαγωγή των αρχικών προσεγγίσεων των ΠΜΚ και των ΠΠ, αλλά και ένα πλήθος δεδομένων αρχικοποίησης ID. Παράλληλα, απαιτείται το πλήθος των Καταστάσεων S και το πλήθος των Παρατηρήσεων E. Τα μεγέθη του βήματος εκτέλεσης W, ο δείκτης διαθεσιμότητας ανθρώπου HAI και η ακολουθία παρατηρήσεων μέχρι το βήμα W, αρχικοποιούνται ή λαμβάνουν τιμές κατά την εκτέλεση του GA, αλλά για τη λειτουργία του μεμονωμένου δείγματος είναι ανάγκη η προεπιλεγμένη ή χειροκίνητη δήλωσή τους.

Επιπλέον, είναι ωφέλιμο να αναφερθούν ορισμένες διαφορές οι οποίες υπάρχουν μεταξύ του αλγορίθμου του παραρτήματος και της διαδικασίας, η οποία περιγράφεται στην ενότητα 7. Πιο συγκεκριμένα, οι μεταβλητές και οι πιθανότητες, οι οποίες εμφανίζονται στο πλαίσιο του FA, δε χρειάζονται να υπολογίζονται για κάθε βήμα του αλγορίθμου W, καθώς για τα προηγούμενα βήματα οι μεταβλητές f δεν αλλάζουν. Το ίδιο όμως δεν ισχύει, για τις μεταβλητές οι οποίες αφορούν τον BA, οι οποίες λόγω της ανάποδη ροής υπολογισμού τους,

απαιτούν τον επαναπροσδιορισμό τους για κάθε βήμα. Πέρα από αυτά, είναι αναγκαίο να ξεκαθαριστεί πως σε κάθε 'πέρασμα' του αλγορίθμου επαναπροσδιορίζεται το σύνολο των πιθανοτήτων του πίνακα ΠΜΚ, ενώ ως προς τον πίνακα ΠΠ, ανανεώνεται μόνο η γραμμή η οποία χαρακτηρίζεται από την τιμή της κλάσης χρονικής απόκλισης για βήμα W.

Το τελικό στάδιο του HMM, χαρακτηρίζεται από τη διαδικασία της πρόβλεψης της παρατήρησης για το βήμα W+1, αξιοποιώντας τις πιθανότητες των πινάκων ΠΜΚ και ΠΠ για το βήμα W. Βέβαια, η πρόβλεψη του αλγορίθμου δεν είναι αναγκαία ορθή. Θα ήταν ωφέλιμο λοιπόν, για την αξιολόγηση του HMM, είτε μέσω πειραμάτων τα οποία δεν έγιναν λόγω των περιορισμών της εποχής, είτε μέσω προσομοιώσεων, να υπολογιστεί η απόδοση, όχι απαραίτητα ως προς την ορθότητα των μετρήσεων, αλλά προς τη χρονική απόκλιση των προβλέψεων και τον πραγματικών δεδομένων.

Τέλος, για την καλύτερη εποπτεία του HMM παρουσιάζεται η κατανομή των αποτελεσμάτων του HMM έπειτα από 8 βήματα με έναρξη κάθε φορά διαφορετική αρχική κατάσταση.

| Βήμα 1 | Βήμα 2 | Βήμα 3 | Βήμα 4 | Βήμα 5 | Βήμα 6 | Βήμα 7 | Βήμα 8 |
|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 1 | 2 | 4 | 3 | 5 | 1 | 6 | 7 |
| 2 | 3 | 4 | 5 | 2 | 1 | 7 | 7 |
| 3 | 4 | 3 | 5 | 4 | 2 | 8 | 7 |
| 4 | 5 | 5 | 3 | 2 | 1 | 6 | 7 |
| 5 | 6 | 4 | 3 | 5 | 2 | 1 | 6 |
| 6 | 7 | 4 | 4 | 5 | 3 | 1 | 6 |
| 7 | 6 | 5 | 3 | 5 | 2 | 1 | 5 |
| 8 | 5 | 4 | 4 | 2 | 3 | 6 | 7 |
| 9 | 7 | 4 | 3 | 5 | 2 | 1 | 6 |

Πίνακας 34. Πιθανά Σενάρια Λειτουργίας HMM μέχρι το βήμα 8



Εικόνα 105. Διάγραμμα Κατανομής Ακολουθίας Παρατηρήσεων HMM για 8 Βήματα

Το πλήθος των δεδομένων για 8 βήματα, με δείγμα τις ακολουθίες με σημείο έναρξης κάθε πιθανή παρατήρηση φαίνεται να τείνει σε κανονική κατανομή. Με άλλα λόγια, η Παρατήρηση 5, η αριθμητική διάμεσος των παρατηρήσεων αποτελεί την κορυφή του διαγράμματος, ενώ καθώς κατευθυνόμαστε στα άκρα το πλήθος των παρατηρήσεων στο δείγμα φαίνεται να μειώνεται αισθητά. Παράλληλα, οι ακραίες περιπτώσεις των Παρατηρήσεων 8 και 9 είναι ιδιαίτερα αγχές στο δείγμα, όπως και θα έπρεπε. Η Παρατήρηση 5 αντιστοιχεί σε καθυστέρηση της κλάσης 3 με 5 δευτερόλεπτα, το οποίο αντιπροσωπεύει ικανοποιητικά τη στοχαστική φύση το ατόμου στην εργασία. Επιπλέον, είναι ωφέλιμο να αναφερθεί πως το μοντέλο, για μεγαλύτερο πλήθος βημάτων φαίνεται να συγκλίνει στην Παρατήρηση 7, φαινόμενο λογικό, καθώς με το διάβα του χρόνου, ο άνθρωπος κουράζεται και η αποδοτικότητα του ελαττώνεται. Συνεπώς, το HMM φαίνεται να αναπαριστά την απόδοση της ανθρώπινης εργασίας αντιπροσωπευτικά, αλλά και με συστηματική συνέπεια.

9.3. Αποτελέσματα Γενετικού Αλγορίθμου

Σκοπός της διπλωματικής αποτελεί η μείωση των κενών χρόνων εργασίας οι οποίοι προκύπτουν κατά τη στατική ανάθεση καθηκόντων, μέσω μιας δυναμικής ανάθεσης καθηκόντων. Το σύνολο των μοντέλων του AND/OR Γραφήματος, του DT και του HMM αποδίδουν τα αποτελέσματα τους στο GA για την τελική ανάθεση των καθηκόντων. Ο GA αποτελεί το επίκεντρο της διπλωματικής εργασίας και το εργαλείο με το οποίο επιχειρείται η βελτιστοποίηση της απόδοσης.

Σε πρώτο στάδιο, ο GA δημιουργεί ένα τυχαίο δυαδικό δείγμα, από το οποίο ψάχνει τη βέλτιστη λύση. Προφανώς, η βέλτιστη λύση είναι απίθανο να βρίσκεται σε αυτόν τον πληθυσμό. Για αυτό το λόγο, αξιοποιούνται οι βασικές λειτουργίες του GA, ώστε από το αρχικό δείγμα να δημιουργηθεί στο πλαίσιο μιας γενιάς ένας νέος πληθυσμός, ο οποίος είναι πιο πιθανό να την περιέχει. Οι λειτουργίες αυτές είναι η Επιλογή (Selection) ενός μέρους του πληθυσμού προγόνων, η Διασταύρωση (Crossover) των χαρακτηριστικών των ‘καλών’ λύσεων και τέλος η εισαγωγή τυχαιότητας μέσω της λειτουργίας της Μετάλλαξης (Mutation). Για την αξιολόγηση των πιθανών λύσεων του κάθε πληθυσμού επιστρατεύεται η αριθμητική αναπαράσταση τους μέσω της Αντικειμενικής Συνάρτησης (Objective Function - OF).

Η τιμή της OF προκύπτει ως ένας συνδυασμός συντελεστών, οι οποίοι αναπαριστούν το ορθό πλήθος των ολοκληρωμένων καθηκόντων, την ορθή ακολουθία εκτέλεσης καθηκόντων, τις συνθήκες συνεργασίας και καταμέρισης καθηκόντων για την αύξηση της αποδοτικότητας και η καταλληλότητα ανάθεσης στο αντίστοιχο δυναμικό. Ιδιαίτερα ως προς την ανάθεση καθηκόντων στον άνθρωπο, λαμβάνεται υπόψη η επιλογή λύσης με μικρή διαφορά χρόνου κατά την εκτέλεση των εργασιών των δύο μελών του διαθέσιμου μηχανικού. Επιπροσθέτως, συμπεριλαμβάνεται έμμεσα μέσω των πορισμάτων του HMM το φορτίο εργασίας το οποίο επιδέχεται ο άνθρωπος κατά την εκτέλεση ορισμένων καθηκόντων, και κατά συνέπεια η μείωση της αποδοτικότητας του. Μέσω της τιμής OF την οποία παράγει η OF γίνεται η κατάταξη των πιθανών λύσεων και με βάση αυτήν πραγματοποιούνται οι βασικές λειτουργίες του GA.

Η αποδοτικότητα του GA και του συνόλου της διαδικασίας θα αναλυθεί ως προς την κατανομή των καθηκόντων στο κατάλληλο δυναμικό, ως προς την ορθότητα των προβλέψεων

απόκλισης και φυσικά ως προς τη χρονική απόδοση του ανθρώπου και του ρομπότ, αλλά και του συνόλου του συστήματος. Για τον αντιπροσωπευτικό προσδιορισμό αυτών των μεγεθών οφείλεται ο υπολογισμός τους για ένα πλήθος επαναλήψεων της διαδικασίας του GA. Επομένως, παρουσιάζονται παρακάτω τα αποτελέσματα του GA για ένα ορισμένο πλήθος επαναλήψεων.

Σενάριο 1

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| A | - | T | - | U | - | E | - | D | - | N | O | G | H | - | P | K | - | Q | L | - | S | J |
| P | A | - | C | - | B | - | V | - | F | - | - | G | - | I | P | K | R | - | - | M | - | - |

Πίνακας 35. Σενάριο 1

Στο πρώτο σενάριο, εφόσον το ρομπότ και ο άνθρωπος είναι διαθέσιμοι, ο GA αναθέτει την πρώτη κατεργασία A στο ρομπότ, ενώ παράλληλα θα ανατεθεί στον άνθρωπο το καθήκον T, το οποίο μπορεί να εκτελέσει χωρίς κάποια αναμονή. Για το πρώτο καθήκον του ανθρώπου, το HMM δε μπορεί να προσφέρει κάποια πρόβλεψη για την επικείμενη χρονική απόκλιση. Συνεπώς, εισάγεται από το χειριστή η Παρατήρηση Κλάσης 1. Μέχρι την ανάθεση του καθήκοντος N, το ρομπότ και ο άνθρωπος αναλαμβάνουν διαδοχικά καθήκοντα κλάσης 2, 3 και 1, 3 αντίστοιχα, ενώ το HMM υπολογίζει τις απαραίτητες χρονικές αποκλίσεις. Όμως έπειτα από αυτό το σημείο, το επόμενο διαθέσιμο καθήκον του ρομπότ είναι το συνεργατικό καθήκον G. Επομένως, παρουσιάζεται η ανάγκη της αναμονής της ολοκλήρωσης των καθηκόντων N και O από τον άνθρωπο. Στη συνέχεια, το ρομπότ οφείλει να περιμένει την εκτέλεση του καθήκοντος H, ώστε να μπορέσει να εκτελέσει το καθήκον I. Παρομοίως, ο άνθρωπος αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος I, ώστε να μπορέσουν να συνεργαστούν για την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος P και μετά τη διεκπεραίωση τους, την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος K. Στο επόμενο βήμα, το ρομπότ και ο άνθρωπος εκτελούν ταυτόχρονα τα καθήκοντα R και Q αντίστοιχα, ενώ στη συνέχεια το ρομπότ οφείλει να αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος L από τον άνθρωπο, για την εκτέλεση του καθήκοντος M. Η διαδικασία θα κλείσει με τη διαδοχική εκτέλεση των καθηκόντων S και J από τον άνθρωπο. Κανένας φυσικός ή λειτουργικός περιορισμός δεν παραβιάστηκε κατά την εκτέλεση της διαδικασίας.

Σενάριο 2

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| A | - | T | - | U | - | E | - | D | - | N | O | G | H | - | P | K | - | Q | S | L | - | J |
| P | A | - | C | - | B | - | V | - | F | - | - | G | - | I | P | K | R | - | - | - | M | - |

Πίνακας 36. Σενάριο 2

Στο πρώτο σενάριο, εφόσον το ρομπότ και ο άνθρωπος είναι διαθέσιμοι, ο GA αναθέτει την πρώτη κατεργασία A στο ρομπότ, ενώ παράλληλα θα ανατεθεί στον άνθρωπο το καθήκον T, το οποίο μπορεί να εκτελέσει χωρίς κάποια αναμονή. Για το πρώτο καθήκον του ανθρώπου, το HMM δε μπορεί να προσφέρει κάποια πρόβλεψη για την επικείμενη χρονική απόκλιση. Συνεπώς, εισάγεται από το χειριστή η Παρατήρηση Κλάσης 2. Μέχρι την ανάθεση του καθήκοντος N, το ρομπότ και ο άνθρωπος αναλαμβάνουν διαδοχικά καθήκοντα κλάσης 2, 3 και 1, 3 αντίστοιχα, ενώ το HMM υπολογίζει τις απαραίτητες χρονικές αποκλίσεις. Όμως έπειτα από αυτό το σημείο, το επόμενο διαθέσιμο καθήκον του ρομπότ είναι το συνεργατικό καθήκον G. Επομένως, παρουσιάζεται η ανάγκη της αναμονής της ολοκλήρωσης των καθηκόντων N και O από τον άνθρωπο. Στη συνέχεια, το ρομπότ οφείλει να περιμένει την εκτέλεση του καθήκοντος H, ώστε να μπορέσει να εκτελέσει το καθήκον I. Παρομοίως, ο άνθρωπος αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος I, ώστε να μπορέσουν να συνεργαστούν για την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος P και μετά τη διεκπεραίωση τους, την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος K. Στο επόμενο βήμα, το ρομπότ και ο άνθρωπος εκτελούν ταυτόχρονα τα καθήκοντα R και Q αντίστοιχα, ενώ στη συνέχεια το ρομπότ οφείλει να αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος L από τον άνθρωπο, αφού πρώτα εκτελέσει το καθήκον S, για την εκτέλεση του καθήκοντος M. Η διαδικασία θα κλείσει με την εκτέλεση του καθήκοντος J από τον άνθρωπο. Κανένας φυσικός ή λειτουργικός περιορισμός δεν παραβιάστηκε κατά την εκτέλεση της διαδικασίας.

Σενάριο 3

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| A | - | T | - | U | - | E | - | D | - | N | O | G | H | - | P | K | - | Q | L | - | J | S |
| P | A | - | C | - | B | - | V | - | F | - | - | G | - | I | P | K | R | - | - | M | - | - |

Πίνακας 37. Σενάριο 3

Στο πρώτο σενάριο, εφόσον το ρομπότ και ο άνθρωπος είναι διαθέσιμοι, ο GA αναθέτει την πρώτη κατεργασία A στο ρομπότ, ενώ παράλληλα θα ανατεθεί στον άνθρωπο το καθήκον T, το οποίο μπορεί να εκτελέσει χωρίς κάποια αναμονή. Για το πρώτο καθήκον του ανθρώπου,

το ΗΜΜ δε μπορεί να προσφέρει κάποια πρόβλεψη για την επικείμενη χρονική απόκλιση. Συνεπώς, εισάγεται από το χειριστή η Παρατήρηση Κλάσης 3. Μέχρι την ανάθεση του καθήκοντος Ν, το ρομπότ και ο άνθρωπος αναλαμβάνουν διαδοχικά καθήκοντα κλάσης 2, 3 και 1, 3 αντίστοιχα, ενώ το ΗΜΜ υπολογίζει τις απαραίτητες χρονικές αποκλίσεις. Όμως έπειτα από αυτό το σημείο, το επόμενο διαθέσιμο καθήκον του ρομπότ είναι το συνεργατικό καθήκον G. Επομένως, παρουσιάζεται η ανάγκη της αναμονής της ολοκλήρωσης των καθηκόντων Ν και Ο από τον άνθρωπο. Στη συνέχεια, το ρομπότ οφείλει να περιμένει την εκτέλεση του καθήκοντος Η, ώστε να μπορέσει να εκτελέσει το καθήκον Ι. Παρομοίως, ο άνθρωπος αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος Ι, ώστε να μπορέσουν να συνεργαστούν για την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος Ρ και μετά τη διεκπεραίωση τους, την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος Κ. Στο επόμενο βήμα, το ρομπότ και ο άνθρωπος εκτελούν ταυτόχρονα τα καθήκοντα R και Q αντίστοιχα, ενώ στη συνέχεια το ρομπότ οφείλει να αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος L από τον άνθρωπο, για την εκτέλεση του καθήκοντος Μ. Η διαδικασία θα κλείσει με τη διαδοχική εκτέλεση των καθηκόντων J και S από τον άνθρωπο. Κανένας φυσικός ή λειτουργικός περιορισμός δεν παραβιάστηκε κατά την εκτέλεση της διαδικασίας.

Σενάριο 4

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| A | - | T | - | U | - | E | - | D | - | N | O | G | H | - | P | K | - | Q | J | L | - | S |
| P | A | - | C | - | B | - | V | - | F | - | - | G | - | I | P | K | R | - | - | - | M | - |

Πίνακας 38. Σενάριο 4

Στο πρώτο σενάριο, εφόσον το ρομπότ και ο άνθρωπος είναι διαθέσιμοι, ο GA αναθέτει την πρώτη κατεργασία Α στο ρομπότ, ενώ παράλληλα θα ανατεθεί στον άνθρωπο το καθήκον Τ, το οποίο μπορεί να εκτελέσει χωρίς κάποια αναμονή. Για το πρώτο καθήκον του ανθρώπου, το ΗΜΜ δε μπορεί να προσφέρει κάποια πρόβλεψη για την επικείμενη χρονική απόκλιση. Συνεπώς, εισάγεται από το χειριστή η Παρατήρηση Κλάσης 4. Μέχρι την ανάθεση του καθήκοντος Ν, το ρομπότ και ο άνθρωπος αναλαμβάνουν διαδοχικά καθήκοντα κλάσης 2, 3 και 1, 3 αντίστοιχα, ενώ το ΗΜΜ υπολογίζει τις απαραίτητες χρονικές αποκλίσεις. Όμως έπειτα από αυτό το σημείο, το επόμενο διαθέσιμο καθήκον του ρομπότ είναι το συνεργατικό καθήκον G. Επομένως, παρουσιάζεται η ανάγκη της αναμονής της ολοκλήρωσης των καθηκόντων Ν και Ο από τον άνθρωπο. Στη συνέχεια, το ρομπότ οφείλει να περιμένει την

εκτέλεση του καθήκοντος Η, ώστε να μπορέσει να εκτελέσει το καθήκον Ι. Παρομοίως, ο άνθρωπος αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος Ι, ώστε να μπορέσουν να συνεργαστούν για την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος Ρ και μετά τη διεκπεραίωση τους, την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος Κ. Στο επόμενο βήμα, το ρομπότ και ο άνθρωπος εκτελούν ταυτόχρονα τα καθήκοντα R και Q αντίστοιχα, ενώ στη συνέχεια το ρομπότ οφείλει να αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος L από τον άνθρωπο, αφού πρώτα εκτελέσει το καθήκον J, για την εκτέλεση του καθήκοντος M. Η διαδικασία θα κλείσει με την εκτέλεση του καθήκοντος S από τον άνθρωπο. Κανένας φυσικός ή λειτουργικός περιορισμός δεν παραβιάστηκε κατά την εκτέλεση της διαδικασίας.

Σενάριο 5

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| A | - | T | - | U | - | E | - | D | - | N | O | G | H | - | P | K | - | Q | L | - | S | J |
| P | A | - | C | - | B | - | V | - | F | - | - | G | - | I | P | K | R | - | - | M | - | - |

Πίνακας 39. Σενάριο 5

Στο πρώτο σενάριο, εφόσον το ρομπότ και ο άνθρωπος είναι διαθέσιμοι, ο GA αναθέτει την πρώτη κατεργασία Α στο ρομπότ, ενώ παράλληλα θα ανατεθεί στον άνθρωπο το καθήκον Τ, το οποίο μπορεί να εκτελέσει χωρίς κάποια αναμονή. Για το πρώτο καθήκον του ανθρώπου, το ΗΜΜ δε μπορεί να προσφέρει κάποια πρόβλεψη για την επικείμενη χρονική απόκλιση. Συνεπώς, εισάγεται από το χειριστή η Παρατήρηση Κλάσης 5. Μέχρι την ανάθεση του καθήκοντος Ν, το ρομπότ και ο άνθρωπος αναλαμβάνουν διαδοχικά καθήκοντα κλάσης 2, 3 και 1, 3 αντίστοιχα, ενώ το ΗΜΜ υπολογίζει τις απαραίτητες χρονικές αποκλίσεις. Όμως έπειτα από αυτό το σημείο, το επόμενο διαθέσιμο καθήκον του ρομπότ είναι το συνεργατικό καθήκον G. Επομένως, παρουσιάζεται η ανάγκη της αναμονής της ολοκλήρωσης των καθηκόντων Ν και Ο από τον άνθρωπο. Στη συνέχεια, το ρομπότ οφείλει να περιμένει την εκτέλεση του καθήκοντος Η, ώστε να μπορέσει να εκτελέσει το καθήκον Ι. Παρομοίως, ο άνθρωπος αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος Ι, ώστε να μπορέσουν να συνεργαστούν για την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος Ρ και μετά τη διεκπεραίωση τους, την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος Κ. Στο επόμενο βήμα, το ρομπότ και ο άνθρωπος εκτελούν ταυτόχρονα τα καθήκοντα R και Q αντίστοιχα, ενώ στη συνέχεια το ρομπότ οφείλει να αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος L από τον άνθρωπο, για την εκτέλεση του καθήκοντος M. Η διαδικασία θα κλείσει με τη διαδοχική εκτέλεση των καθηκόντων S και J

από τον άνθρωπο. Κανένας φυσικός ή λειτουργικός περιορισμός δεν παραβιάστηκε κατά την εκτέλεση της διαδικασίας.

Σενάριο 6

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| A | - | T | - | U | - | E | - | D | - | N | O | G | H | - | P | K | - | Q | L | - | J | S |
| P | A | - | C | - | B | - | V | - | F | - | - | G | - | I | P | K | R | - | - | M | - | - |

Πίνακας 40. Σενάριο 6

Στο πρώτο σενάριο, εφόσον το ρομπότ και ο άνθρωπος είναι διαθέσιμοι, ο GA αναθέτει την πρώτη κατεργασία A στο ρομπότ, ενώ παράλληλα θα ανατεθεί στον άνθρωπο το καθήκον T, το οποίο μπορεί να εκτελέσει χωρίς κάποια αναμονή. Για το πρώτο καθήκον του ανθρώπου, το HMM δε μπορεί να προσφέρει κάποια πρόβλεψη για την επικείμενη χρονική απόκλιση. Συνεπώς, εισάγεται από το χειριστή η Παρατήρηση Κλάσης 6. Μέχρι την ανάθεση του καθήκοντος N, το ρομπότ και ο άνθρωπος αναλαμβάνουν διαδοχικά καθήκοντα κλάσης 2, 3 και 1, 3 αντίστοιχα, ενώ το HMM υπολογίζει τις απαραίτητες χρονικές αποκλίσεις. Όμως έπειτα από αυτό το σημείο, το επόμενο διαθέσιμο καθήκον του ρομπότ είναι το συνεργατικό καθήκον G. Επομένως, παρουσιάζεται η ανάγκη της αναμονής της ολοκλήρωσης των καθηκόντων N και O από τον άνθρωπο. Στη συνέχεια, το ρομπότ οφείλει να περιμένει την εκτέλεση του καθήκοντος H, ώστε να μπορέσει να εκτελέσει το καθήκον I. Παρομοίως, ο άνθρωπος αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος I, ώστε να μπορέσουν να συνεργαστούν για την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος P και μετά τη διεκπεραίωση τους, την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος K. Στο επόμενο βήμα, το ρομπότ και ο άνθρωπος εκτελούν ταυτόχρονα τα καθήκοντα R και Q αντίστοιχα, ενώ στη συνέχεια το ρομπότ οφείλει να αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος L από τον άνθρωπο, για την εκτέλεση του καθήκοντος M. Η διαδικασία θα κλείσει με τη διαδοχική εκτέλεση των καθηκόντων J και S από τον άνθρωπο. Κανένας φυσικός ή λειτουργικός περιορισμός δεν παραβιάστηκε κατά την εκτέλεση της διαδικασίας.

Σενάριο 7

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| A | - | T | - | U | - | E | - | D | - | N | O | G | H | - | P | K | - | Q | L | - | S | J |
| P | A | - | C | - | B | - | V | - | F | - | - | G | - | I | P | K | R | - | - | M | - | - |

Πίνακας 41. Σενάριο 7

Στο πρώτο σενάριο, εφόσον το ρομπότ και ο άνθρωπος είναι διαθέσιμοι, ο GA αναθέτει την πρώτη κατεργασία A στο ρομπότ, ενώ παράλληλα θα ανατεθεί στον άνθρωπο το καθήκον T, το οποίο μπορεί να εκτελέσει χωρίς κάποια αναμονή. Για το πρώτο καθήκον του ανθρώπου, το HMM δε μπορεί να προσφέρει κάποια πρόβλεψη για την επικείμενη χρονική απόκλιση. Συνεπώς, εισάγεται από το χειριστή η Παρατήρηση Κλάσης 7. Μέχρι την ανάθεση του καθήκοντος N, το ρομπότ και ο άνθρωπος αναλαμβάνουν διαδοχικά καθήκοντα κλάσης 2, 3 και 1, 3 αντίστοιχα, ενώ το HMM υπολογίζει τις απαραίτητες χρονικές αποκλίσεις. Όμως έπειτα από αυτό το σημείο, το επόμενο διαθέσιμο καθήκον του ρομπότ είναι το συνεργατικό καθήκον G. Επομένως, παρουσιάζεται η ανάγκη της αναμονής της ολοκλήρωσης των καθηκόντων N και O από τον άνθρωπο. Στη συνέχεια, το ρομπότ οφείλει να περιμένει την εκτέλεση του καθήκοντος H, ώστε να μπορέσει να εκτελέσει το καθήκον I. Παρομοίως, ο άνθρωπος αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος I, ώστε να μπορέσουν να συνεργαστούν για την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος P και μετά τη διεκπεραίωσή τους, την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος K. Στο επόμενο βήμα, το ρομπότ και ο άνθρωπος εκτελούν ταυτόχρονα τα καθήκοντα R και Q αντίστοιχα, ενώ στη συνέχεια το ρομπότ οφείλει να αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος L από τον άνθρωπο, για την εκτέλεση του καθήκοντος M. Η διαδικασία θα κλείσει με τη διαδοχική εκτέλεση των καθηκόντων S και J από τον άνθρωπο. Κανένας φυσικός ή λειτουργικός περιορισμός δεν παραβιάστηκε κατά την εκτέλεση της διαδικασίας.

Σενάριο 8

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| A | - | T | - | U | - | E | - | D | - | N | O | G | H | - | P | K | - | Q | J | L | - | S |
| P | A | - | C | - | B | - | V | - | F | - | - | G | - | I | P | K | R | - | - | - | M | - |

Πίνακας 42. Σενάριο 8

Στο πρώτο σενάριο, εφόσον το ρομπότ και ο άνθρωπος είναι διαθέσιμοι, ο GA αναθέτει την πρώτη κατεργασία A στο ρομπότ, ενώ παράλληλα θα ανατεθεί στον άνθρωπο το καθήκον T, το οποίο μπορεί να εκτελέσει χωρίς κάποια αναμονή. Για το πρώτο καθήκον του ανθρώπου, το HMM δε μπορεί να προσφέρει κάποια πρόβλεψη για την επικείμενη χρονική απόκλιση. Συνεπώς, εισάγεται από το χειριστή η Παρατήρηση Κλάσης 8. Μέχρι την ανάθεση του καθήκοντος N, το ρομπότ και ο άνθρωπος αναλαμβάνουν διαδοχικά καθήκοντα κλάσης 2, 3 και 1, 3 αντίστοιχα, ενώ το HMM υπολογίζει τις απαραίτητες χρονικές αποκλίσεις. Όμως

έπειτα από αυτό το σημείο, το επόμενο διαθέσιμο καθήκον του ρομπότ είναι το συνεργατικό καθήκον G. Επομένως, παρουσιάζεται η ανάγκη της αναμονής της ολοκλήρωσης των καθηκόντων N και O από τον άνθρωπο. Στη συνέχεια, το ρομπότ οφείλει να περιμένει την εκτέλεση του καθήκοντος H, ώστε να μπορέσει να εκτελέσει το καθήκον I. Παρομοίως, ο άνθρωπος αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος I, ώστε να μπορέσουν να συνεργαστούν για την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος P και μετά τη διεκπεραίωση τους, την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος K. Στο επόμενο βήμα, το ρομπότ και ο άνθρωπος εκτελούν ταυτόχρονα τα καθήκοντα R και Q αντίστοιχα, ενώ στη συνέχεια το ρομπότ οφείλει να αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος L από τον άνθρωπο, αφού πρώτα εκτελέσει το καθήκον J, για την εκτέλεση του καθήκοντος M. Η διαδικασία θα κλείσει με την εκτέλεση του καθήκοντος S από τον άνθρωπο. Κανένας φυσικός ή λειτουργικός περιορισμός δεν παραβιάστηκε κατά την εκτέλεση της διαδικασίας.

Σενάριο 9

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| A | - | T | - | U | - | E | - | D | - | N | O | G | H | - | P | K | - | Q | S | L | - | J |
| P | A | - | C | - | B | - | V | - | F | - | - | G | - | I | P | K | R | - | - | - | M | - |

Πίνακας 43. Σενάριο 9

Στο πρώτο σενάριο, εφόσον το ρομπότ και ο άνθρωπος είναι διαθέσιμοι, ο GA αναθέτει την πρώτη κατεργασία A στο ρομπότ, ενώ παράλληλα θα ανατεθεί στον άνθρωπο το καθήκον T, το οποίο μπορεί να εκτελέσει χωρίς κάποια αναμονή. Για το πρώτο καθήκον του ανθρώπου, το HMM δε μπορεί να προσφέρει κάποια πρόβλεψη για την επικείμενη χρονική απόκλιση. Συνεπώς, εισάγεται από το χειριστή η Παρατήρηση Κλάσης 2. Μέχρι την ανάθεση του καθήκοντος N, το ρομπότ και ο άνθρωπος αναλαμβάνουν διαδοχικά καθήκοντα κλάσης 2, 3 και 1, 3 αντίστοιχα, ενώ το HMM υπολογίζει τις απαραίτητες χρονικές αποκλίσεις. Έπειτα από αυτό το σημείο, το επόμενο διαθέσιμο καθήκον του ρομπότ είναι το συνεργατικό καθήκον G. Επομένως, παρουσιάζεται η ανάγκη της αναμονής της ολοκλήρωσης των καθηκόντων N και O από τον άνθρωπο. Στη συνέχεια, το ρομπότ οφείλει να περιμένει την εκτέλεση του καθήκοντος H, ώστε να μπορέσει να εκτελέσει το καθήκον I. Παρομοίως, ο άνθρωπος αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος I, ώστε να μπορέσουν να συνεργαστούν για την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος P και μετά τη διεκπεραίωση τους, την ολοκλήρωση του συνεργατικού καθήκοντος K. Στο επόμενο βήμα, το ρομπότ και ο άνθρωπος

εκτελούν ταυτόχρονα τα καθήκοντα R και Q αντίστοιχα, ενώ στη συνέχεια το ρομπότ οφείλει να αναμένει την ολοκλήρωση του καθήκοντος L από τον άνθρωπο, αφού πρώτα εκτελέσει το καθήκον S, για την εκτέλεση του καθήκοντος M. Η διαδικασία θα κλείσει με την εκτέλεση του καθήκοντος J από τον άνθρωπο. Κανένας φυσικός ή λειτουργικός περιορισμός δεν παραβιάστηκε κατά την εκτέλεση της διαδικασίας.

Σε αυτό το σημείο, είναι ωφέλιμο να επισημανθεί πως η συγκεκριμένη εφαρμογή δεν είναι ιδανική για την εκμείωση αποτελεσμάτων σχετικά με τη προτεινόμενη μέθοδος. Αυτό ισχύει για δύο βασικούς λόγους. Σε πρώτο επίπεδο, οι προϋποθέσεις μεταξύ των ακολουθιών των καθηκόντων είναι ιδιαίτερα αυστηρές και δεν επιτρέπουν την ευελιξία εξερεύνησης πολλών σεναρίων. Σε δεύτερο επίπεδο, το πλήθος των καθηκόντων και κατά επέκταση το πλήθος των κλάσεων των καθηκόντων, και ιδιαίτερα το πλήθος των συνεργατικών καθηκόντων Κλάσης, δεν είναι αρκετά ή δεν είναι κατάλληλα κατανομημένα, για την αξιολόγηση της σχετικής λειτουργίας. Βέβαια, η γενικότητα της μεθόδου και η ικανότητα της να προσαρμοστεί σε οποιαδήποτε πρόβλημα συναρμολόγησης καθιστά τα αποτελέσματα της εφαρμογής ιδιαίτερα αξιόπιστα και επιτρέπει την εξακρίβωση των σχετικών κριτηρίων αξιολόγησης. Ως προς τη χρονική απόδοση της μεθόδου, λόγω των άμεσα κατανομημένων καθηκόντων το ρομπότ φαίνεται να μένει ανενεργό για αρκετή ώρα, το οποίο όμως δεν είναι αποτέλεσμα λανθασμένης λειτουργίας του GA, αλλά εξαρτάται από τους περιορισμούς της επιλεγμένης διαδικασίας συναρμολόγησης. Οι ουσιαστικοί χρόνοι αναμονής για τον άνθρωπο και το ρομπότ δε φαίνεται να ξεπερνάνε το μισό και το ένα λεπτό αντίστοιχα.

Τα αποτελέσματα φανερώνουν πως ο GA χαρακτηρίζεται από ιδιαίτερη συνέπεια. Σε πρώτο επίπεδο, ανεξάρτητα από την αποδοτικότητα των προτεινόμενων σεναρίων, ο αλγόριθμος διακρίνεται από αποτελεσματικότητα, εφόσον πάντα καταφέρνει να παρουσιάσει λύση. Αναλυτικότερα, δε παραβιάζονται οι δομικές ακολουθιακές προϋποθέσεις των καθηκόντων στο σύνολο των σεναρίων. Παράλληλα, ως προς τα καθήκοντα δε φαίνεται να ανατίθενται ποτέ σε μέλος του διαθέσιμου δυναμικού το οποίο δε μπορεί να το εκτελέσει ή χωρίς το απαραίτητο επίπεδο συνεργασίας. Πέρα από αυτά, ο GA ανταπεξέρχεται ικανοποιητικά στο σύνολο των σεναρίων, είτε για το σύνολο των καθηκόντων τα οποία απαιτούν τη συνεργασία των μελών του διαθέσιμου δυναμικού, είτε για την περίπτωση κατά την οποία απαιτείται η αναμονή της εκτέλεσης του προηγούμενου ακολουθιακά καθήκοντος, είτε για την απλή γενική

περίπτωση άμεσης ανάθεσης. Τέλος, φαίνεται πως ο GA επιλέγει την προτεινόμενη λύση λαμβάνοντας υπόψη τα κριτήρια του χρόνου και του φορτίου για την απόδοση του συστήματος.

Επομένως, συμπεραίνεται πως η μοντελοποίηση του συστήματος είναι αρκετά αξιόπιστη. Το σύνολο των μοντέλων του AND/OR Γραφήματος, του DT, του HMM και του GA είναι ικανά να επιστρατευτούν για τη δυναμική ανάθεση καθηκόντων στη συνεργατική συναρμολόγηση μιας φυγοκεντρικής αντλίας μεταξύ ενός ανθρώπου και ρομπότ. Προφανώς, η παραπάνω μέθοδος προτείνεται για τη μοντελοποίηση αντίστοιχων συστημάτων δυναμικής ανάθεσης καθηκόντων κατά τη συνεργασία ανθρώπου και ρομπότ ανεξάρτητα του πλήθους των εξαρτημάτων, του πλήθους των καθηκόντων ή του πλήθους των μελών του διαθέσιμου δυναμικού. Οι αρχές οι οποίες παρουσιάζονται στο παραπάνω κείμενο, ως προς τους δείκτες και τη διαδικασία του DT, τη μοντελοποίηση της χρονικής απόκλισης της εργασίας του ανθρώπου μέσω του HMM και των περιορισμών και των συνθηκών περί της ανάθεσης των καθηκόντων του GA, μπορούν να προσαρμοστούν σε σχετικά σενάρια παράγοντας πορίσματα παρόμοιας αποτελεσματικότητας και αποδοτικότητας.

10. ΒΕΛΤΙΩΣΕΙΣ ΣΤΗΝ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΚΑΙ ΠΙΘΑΝΕΣ ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ

Σε αυτήν την ενότητα προτείνονται πιθανές βελτιώσεις και εναλλακτικές λύσεις για την παρούσα εφαρμογή ή για μελλοντικές επεκτάσεις της. Σκοπός αυτής της διαδικασίας είναι να παρουσιασθούν πιθανές λύσεις σε προβλήματα τα οποία προέκυψαν στην παραπάνω εφαρμογή ή να εξηγηθούν και επιλυθούν οι αδυναμίες οι οποίες προέκυψαν από τους θεωρητικούς και πρακτικούς περιορισμούς της διπλωματικής εργασίας. Σε αυτό το σημείο, είναι ωφέλιμο να επισημανθεί πως η μέθοδος η οποία προτάθηκε για την επίλυση της συγκεκριμένης εφαρμογής, φέρει τεχνικές οι οποίες μπορεί να φαίνονται υπερβολικές για το μέγεθος της, αλλά στην πραγματικότητα αποσκοπούν

10.1. Συνυπολογισμός του χρόνου εκτέλεσης του γενετικού αλγορίθμου

Είναι προφανές, πως ο χρόνος εκτέλεσης του GA οφείλει να συνυπολογιστεί στη διαδικασία ανάθεσης καθηκόντων. Πιο συγκεκριμένα, ο GA πρέπει να λαμβάνει υπόψη το ποσό του χρόνου το οποίο απαιτήθηκε για τον υπολογισμό της βέλτιστης λύσης και να το συμπεριλαμβάνει σε αυτή. Στο περιβάλλον της MATLAB αυτό μπορεί να επιτευχθεί μέσω των εντολών tic και toc. Η εντολή tic συνδυάζεται με τη συνάρτηση toc, με σκοπό τη μέτρηση του χρόνου, ο οποίος έχει παρέλθει. Η συνάρτηση **tic** καταγράφει την τρέχουσα ώρα και η συνάρτηση **toc** χρησιμοποιεί την καταγεγραμμένη τιμή για τον υπολογισμό του χρόνου που έχει παρέλθει.

Στην πρότυπη μέθοδο η χρήση των εντολών δε συμπεριλήφθηκε, λόγω των περιορισμών των δυνατοτήτων του λογισμικού και του υλικού του υπολογιστή, στον οποίο σχεδιάστηκε η συγκεκριμένη λύση. Βέβαια, μια εφαρμογή συναρμολόγησης σε μια βιομηχανική γραμμή, η οποία θα επιχειρήσει να επιστρατεύσει τη συγκεκριμένη διαδικασία, θα διαθέτει λογισμικό και υλικό υψηλής τεχνολογίας, το οποίο θα περιορίζει τον υπολογιστικό χρόνο του GA. Σε μια τέτοια περίπτωση η καταμέτρηση του χρόνου είναι ιδιαίτερα εφικτή και φέρει ικανοποιητικά αποτελέσματα στην αύξηση της αποδοτικότητας. Προφανώς, όσο περισσότερο είναι το πλήθος των καθηκόντων, τόσο πιο αισθητή θα είναι η αύξηση της αποτελεσματικότητας με την περίληψη της καταμέτρησης στη λύση του χρόνου υπολογισμού του GA.

10.2. Επεκτάσεις Κρυφού Μοντέλου Μαρκόφ

Στην παρούσα εφαρμογή επιλέχτηκε για την πρόβλεψη της χρονικής απόκλισης του πραγματικού χρόνου εκτέλεσης από τον πρότυπο πειραματικό χρόνο εκτέλεσης. Οι πρότυποι χρόνοι εκτέλεσης υποθετικά προέκυψαν από το μέσο όρο των χρόνων πειραματικών εκτελέσεων. Στην εφαρμογή παρουσιάζεται η ανάγκη πρόβλεψης του πραγματικού χρόνου εκτέλεσης για τη βέλτιστη κατανομή των καθηκόντων με βασικό κριτήριο την αύξηση της αποδοτικότητας και της αποτελεσματικότητας της διεργασίας. Για την παρακολούθηση αυτού του φαινομένου επιλέχθηκε η εκπαίδευση του μέσου ένα μεγάλου πλήθους υποθετικών πειραματικών δειγμάτων (τάξης των χιλιάδων) και για την αναπαράσταση του, δημιουργούνται οι πιθανότητες αναπαράστασης των πιθανών αποκλίσεων ως το αποτέλεσμα της παραπάνω εκπαίδευσης.

Οι Καταστάσεις οι οποίες χαρακτηρίζουν το συγκεκριμένο HMM διακρίνονται από την επιρροή της φυσιολογικής και της ψυχολογικής κατάστασης του εργαζομένου. Οι παραπάνω δύο παράγοντες επιλέχτηκαν, καθώς υποστηρίζονται από τη σχετική βιβλιογραφία. Επιπροσθέτως, επειδή μια Κατάσταση παράγεται ως ο συνδυασμός των πιθανών βαθμίδων των επιλεγμένων παραγόντων, η εισαγωγή κάποιου επιπλέον παράγοντα θα δημιουργούσε ένα πολύ μεγάλο πλήθος Καταστάσεων των οποίων όμως η τιμή και οι μεταξύ τους διαφορές θα ήταν ιδιαίτερα μικρές. Παρόλα αυτά, μια πιο ακριβής προσέγγιση θα ήταν να επιστρατευτεί κάποιος επιπλέον παράγοντας, όπως το περιβάλλον εργασίας. Ένας τρόπος να επιτευχθεί αυτό, χωρίς να αυξηθεί ανεξέλεγκτα το πλήθος των πιθανών συνδυασμών παραγόντων καταστάσεων είναι να συγχωνευθούν σε μια κατηγορία οι αναπαραστάσεις των παραγόντων της φυσιολογικής και της ψυχολογικής κατάστασης του εργαζομένου ή να επαναπροσδιοριστούν οι σχετικές βαθμίδες.

Σε αυτό το στάδιο είναι ωφέλιμο να επισημανθεί πως το HMM αποτελεί ένα ντετερμινιστικό μοντέλο, καθώς πακτώνεται στις τιμές των πιθανοτήτων οι οποίες προέκυψαν κατά την αρχική του εκπαίδευση. Με άλλα λόγια, τα αποτελέσματα του βασίζονται σε αιτιοκρατικούς παράγοντες έχοντας τη συνέπεια για μια συγκεκριμένη ακολουθία παρατηρήσεων να επιφέρει πάντα συγκεκριμένη έξοδο, ανεξάρτητα από την κατάσταση που διακρίνει το μοντέλο. Αυτό προφανώς πραγματοποιήθηκε στα πλαίσια των περιορισμών του ερευνητικού χαρακτήρα της διπλωματικής εργασίας. Παρόλα αυτά, σε περίπτωση μιας πιο πολύπλευρης ή πιο

φιλοσοφημένης προσέγγισης είναι δυνατό να εισαχθούν μέθοδοι οι οποίοι θα ανανεώνουν τις πιθανότητες των Καταστάσεων και των Παρατηρήσεων μετατρέποντας το ντετερμινιστικό μοντέλο σε στοχαστικό.

10.3. Συνδυασμός AND/OR Γραφήματος και Δικτύων Petri

Η μέθοδος των AND/OR Γραφημάτων χάρη στην πρακτικότητα και την απλότητα της διακρίνεται ως η πιο δημοφιλής μέθοδος για την αναπαράσταση και τον έλεγχο μιας διαδικασίας συναρμολόγησης. Πιο συγκεκριμένα, ένα AND/OR Γράφημα αποτελείται αποκλειστικά από AND και OR κόμβους οι οποίοι αναπαριστούν τα κατασκευαστικά υποσύνολα και τις σχετικές διαδικασίες συναρμολόγησης τους αντίστοιχα. Ως αποτέλεσμα, το AND/OR Γράφημα αναπαριστά το σύνολο των πιθανών γραμμικών κατασκευαστικών διαδρομών.

Δυστυχώς, το AND/OR Γράφημα για μια σχετικά μεγάλη εφαρμογή χαρακτηρίζεται από ιδιαίτερα μεγάλο μέγεθος και πολυπλοκότητα. Επιπροσθέτως, ένα ακόμα αρνητικό είναι πως το γράφημα δεν είναι διαδραστικό και δεν παρέχει πληροφορίες ως προς το πλήθος των κατεργασμένων πόρων. Μια μέθοδος για να αντιμετωπιστεί αυτή η αδυναμία είναι να προσαρμοστεί κάποιο διαδραστικό μοντέλο αναπαράστασης το οποίο ενημερώνεται και ενημερώνει για την κατεύθυνση της διαδικασίας και την κατανομή των πόρων.

Ένα ιδιαίτερα αποδοτικό μοντέλο το οποίο μπορεί όχι να αντικαταστήσει, αλλά να συνοδεύσει πληροφοριακά το AND/OR Γράφημα ως προς τη διαχείριση των πόρων και των διαδικασιών, είναι τα Δίκτυα Petri (Petri Models -PM) [110]. Το PM είναι ένα θεωρητικό μοντέλο ροής πληροφορίας, το οποίο πραγματεύεται την περιγραφή, την ανάλυση και τον έλεγχο των δεδομένων. Παράλληλα, το PM διακρίνεται ως μια από της πιο δημοφιλής μεθόδους γραφικής απεικόνισης και επικοινωνίας, καθώς υιοθετούν στοιχεία διαγραμμάτων ροής και λογικών δένδρων. Επιπροσθέτως, διακρίνονται από την ικανότητα να αναπαριστούν με φυσικό τρόπο τις λογικές αλληλεπιδράσεις μεταξύ των συστατικών μερών και των δραστηριοτήτων σε ένα σύστημα, αλλά και από την ικανότητα να αναπαριστούν την κάθε πιθανή αλλαγή κατάστασης.

Ένα PM αποτελεί ένα προσανατολισμένο γράφημα, το οποίο δομείται από τις θέσεις, τις μεταβάσεις και τους πόρους [111]. Οι θέσεις και οι μεταβάσεις διακρίνονται ως κόμβοι, ενώ οι πόροι διακρίνονται ως στοιχεία τα οποία μετακινούνται στο εσωτερικό του συστήματος. Οι πόροι συνήθως συμβολίζονται ως τελείες (\bullet), οι οποίες δεν εμφανίζονται αυτόνομα στο δίκτυο, αλλά αλληλοεπιδρούν με τους δύο τύπους κόμβων.

Οι θέσεις περιγράφουν τις καταστάσεις και τους πόρους του συστήματος και συνήθως συμβολίζονται ως κύκλοι (O). Οι θέσεις διακρίνονται ως τα παθητικά στοιχεία του δικτύου, τα οποία αναπαριστούν και αποθηκεύουν τους καταναμημένους πόρους του συστήματος, τα οποία αντιπροσωπεύουν τα πιθανά κομμάτια της διαδικασίας συναρμολόγησης. Παράλληλα, οι μεταβάσεις αναπαριστούν τα γεγονότα που συμβαίνουν στο σύστημα και συνήθως συμβολίζονται ως ορθογώνια. Οι μεταβάσεις διακρίνονται ως τα ενεργά στοιχεία του συστήματος, τα οποία φανερώνουν την μεταβολή της κατάστασης του. Μια μετάβαση μπορεί να αναπαριστά μια ενέργεια ή μια διαδικασία, η οποία αποσκοπεί στην παραγωγή ή στη μεταφορά πόρων-τελειών.

Οι θέσεις και οι μεταβάσεις αναπαριστούν τη στατική δομή ενός PM, ενώ οι πόροι αναπαριστούν τη δυναμική του κατάσταση. Οι θέσεις και οι μεταβάσεις συνδέονται με προσανατολισμένα τόξα (τα τόξα συνδέουν θέσεις με μεταβάσεις ή το αντίστροφο, αλλά ένα τόξο δεν επιτρέπεται να συνδέσει μεταβάσεις του ίδιου τύπου). Τα τόξα αναπαριστούν την φυσική και λογική σύνδεση μεταξύ θέσεων και μεταβάσεων, καθώς και την απαίτηση πόρων, ενώ ταυτόχρονα καθορίζουν την προτεραιότητα στη ακολουθία των εργασιών. Επιπροσθέτως, κάθε τόξο συνοδεύεται από ένα θετικό ακέραιο, ο οποίος αντιπροσωπεύει το Βάρος Πολλαπλότητας του (Weight of Multiplicity – WM).

Συνεπώς, οι πόροι αποθηκεύονται στις θέσεις του δικτύου, ενώ η ροή τους και η λειτουργία των τόξων ρυθμίζεται μέσω των μεταβάσεων, οι οποίες τίθενται σε ετοιμότητα από την παρουσία τους στις κατάλληλες θέσεις. Προφανώς, οι πόροι-τελείες σε μια θέση αναπαριστούν τη διαθεσιμότητα ενός πόρου ή ακόμα και τη λειτουργική του κατάσταση. Το WM ενός τόξου αντιστοιχεί στον αριθμό πόρων, ο οποίος προστίθεται ή αφαιρείται στη θέση εισόδου ή εξόδου αντίστοιχα για τη σχετική λειτουργική μετάβαση.

10.4 Επεκτάσεις Γενετικού Αλγορίθμου και Αντικειμενικής Συνάρτησης

Ο GA αποτελεί το βασικό εργαλείο ανάθεσης καθηκόντων στο κατάλληλο διαθέσιμο δυναμικό. Όπως έχει ήδη επισημανθεί, η παρούσα εφαρμογή διακρίνεται από λίγο παραπάνω από 20 προς εκτέλεση καθήκοντα. Συνεπώς, η επιστράτευση ενός παραδοσιακού αλγορίθμου για τη συγκεκριμένη εφαρμογή θα ήταν πιο πρακτική, αλλά σκοπός της διπλωματικής εργασίας αποτελεί η παρουσίαση μιας μεθόδου για μια ευρύτερη βιομηχανική εφαρμογή, τόσο ως προς το πλήθος των εκτελέσιμων καθηκόντων, όσο ως προς το πλήθος του διαθέσιμου δυναμικού. Ο GA αποτελεί ένα ιδιαίτερα ευέλικτο και ευμετάβλητο εργαλείο, με αποτέλεσμα να μπορεί να λάβει ποικίλες διαφορετικές μορφές και στοιχεία, ώστε να επηρεαστεί σημαντικά η αποδοτικότητα και η αποτελεσματικότητά του.

Μια από τις βασικές μεθόδους για να βελτιωθεί η αποδοτικότητα και η αποτελεσματικότητά του GA είναι η επιλεκτική αρχικοποίηση του πληθυσμού του. Στην παρούσα εφαρμογή ο αρχικός πληθυσμός δημιουργείται μέσω της εντολής `cntrb`, η οποία δημιουργεί έναν αρχικό πληθυσμό λύσεων δυαδικής μορφής δεδομένης διάστασης και ομοιόμορφης κατανομής. Το πλήθος των συγκεκριμένων καθηκόντων επιτρέπει την εύρεση της βέλτιστης λύσης σε ιδιαίτερα ικανοποιητικό βαθμό παρά τη τυχαιότητα του αρχικού πληθυσμού. Όμως για μια εφαρμογή με μεγαλύτερο πλήθος πρακτόρων και καθηκόντων, η κατευθυνόμενη αρχικοποίηση του πληθυσμού είναι ωφέλιμη ή ακόμα και απαραίτητη, ώστε να οδηγηθεί το σύστημα στη βέλτιστη δυνατή λύση.

Ο πιο σημαντικός παράγοντας, ο οποίος επηρεάζει τη συμπεριφορά του GA, αποτελεί η OF. Προφανώς, η OF λειτουργεί ως η μαθηματική αναπαράσταση των κριτηρίων επιλογής της βέλτιστης δυνατής λύσης στην παρούσα κατάσταση της διαδικασίας. Κάθε κλάδος του γενετικού αλγορίθμου, για τον ανθρώπινο και για το ρομποτικό παράγοντα αντίστοιχα, λαμβάνει υπόψη ένα πλήθος συντελεστών και περιορισμών κατάλληλο για το αντιπροσωπευτικό μέλος. Η OF του κλάδου του ρομποτικού παράγοντα, εφόσον το ίδιο το ρομπότ δε χαρακτηρίζεται από ιδιαίτερη εκτελεστική πολυπλοκότητα και λειτουργικούς περιορισμούς, και συνεπώς η συμπεριφορά του και η απόδοσή του είναι δεδομένη, δε διακρίνεται ουσιαστική πιθανή ποικιλομορφία στο πλαίσιο της μορφής της οποία επιλέχθηκε. Βέβαια, το αντίθετο ισχύει για τον ανθρώπινο παράγοντα, ο οποίος παρά τις ικανότητες του πάντα θα χαρακτηρίζεται από μια σχετική μεταβλητότητα και ποικιλία χαρακτηριστικών,

στοιχεία τα οποία οφείλουν να αναπαρασταθούν στη μαθηματική έκφραση της αντίστοιχης OF. Βέβαια, αυτή η μεταβλητότητα του ανθρώπου επιτρέπει την πολύπλευρη και την πολυδιάστατη αντιμετώπιση του προβλήματος.

Τέλος, ανάλογα με τη φύση του προβλήματος, διακρίνεται η ευελιξία της μοντελοποίησης των διαφόρων περιορισμών, οι οποίοι μπορούν να το χαρακτηρίζουν. Πιο συγκεκριμένα, είναι δυνατός ο εξαλγευρισμός των φυσικών περιορισμών και συνθηκών, καθώς και η εισαγωγή τιμών ποινής για την παράβαση αυτών. Για τη συγκεκριμένη εφαρμογή, σε συνδυασμό με τις βελτιώσεις οι οποίες προτάθηκαν για το μοντέλο του HMM, προτείνεται η εισαγωγή ενός συντελεστή ο οποίος θα προσδίδει δεδομένα για το φορτίο της εργασίας το οποίο δέχεται ο άνθρωπος, και όχι απλά έμμεσα μέσω της λειτουργίας του HMM. Επιπροσθέτως, είναι πιθανό για κάθε περίπτωση δυναμικής ανάθεσης κατά τη συνεργασία ανθρώπου και ρομπότ να υπάρχει διαφορετική βέλτιστη συνάρτηση για την αναπαράσταση στην αντικειμενική συνάρτηση της χρονικής διαφοράς ολοκλήρωσης καθηκόντων μεταξύ του ανθρώπου και του ρομπότ. Πιθανότατα, μια τυποποιημένη συνάρτηση να μην αποτελεί τη βέλτιστη λύση, αλλά να παρουσιάζεται η ανάγκη μιας σύνθετης συνάρτησης.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] **Τα αυτόματα στην Ιλιάδα και την Οδύσσεια, 2016.:**
<http://users.sch.gr/jenyk/index.php/artificialintelligence/ai-historicalreview/38-automaticmachinesofomiros>, [Τελευταία πρόσβαση: 3 Απριλίου 2020]
- [2] **Η Ιστορία των Ρομπότ και η εξέλιξή τους, 2017.:**
<http://www.athinodromio.gr/η-ιστορία-των-ρομπότ-η-εξέλιξη-τους/#.XpTcnG5uJYc>, [Τελευταία πρόσβαση: 5 Απριλίου 2020]
- [3] **Γ. Κοτσανάς, “Το πρώτο λειτουργικό ρομπότ του κόσμου η αυτόματη υπηρέτρια του Φίλωνος” pp. 2–4, 2016.**
- [4] **Ο Αρχύτας και η “Ιπτάμενη Περιστέρα” του, 2018.□**
http://mythiki-anazitisi.blogspot.com/2018/07/blog-post_16.html, [Τελευταία πρόσβαση: 4 Απριλίου 2020]
- [5] **Το Ρολόι του Κτησίβιου, Μουσείο Αρχαίας Ελληνικής Τεχνολογίας, 2015.□**
<https://www.archaiologia.gr/blog/photo/ρολόι-του-κτησιβίου-μουσείο-αρχαία/>, [Τελευταία πρόσβαση: 4 Απριλίου 2020]
- [6] **Γ. Κοτσανάς, “Τα αυτόματα του Ήρωνος”, pp. 2–3, 2016.**
- [7] **A. Institutions, “Ο Μηχανισμός των Αντικυθήρων - The Antikythera Mechanism Corpus operae I”, 2017.**
- [8] **D. de Solla Price and D. R. Hill, “The Book of Knowledge of Ingenious Mechanical Devices by Ibn al-Razzaz al-Jazari”, *Technol. Cult.*, vol. 16, p. 81-85, 1975.**
- [9] **M. E. Rosheim, “Leonardo’s Lost Robots”, 2006.**
- [10] **Programming Patterns□ The Story of the Jacquard Loom, 2019.□**
<https://www.scienceandindustrymuseum.org.uk/objects-and-stories/jacquard-loom>, [Τελευταία πρόσβαση: 5 Απριλίου 2020]
- [11] **B. Carlson, “Nikola Tesla’s Third Greatest Invention: The First Drone”, pp. 1–11, 2018.**
- [12] **R. Lupu-onet, “Isaac Asimov ’s fictional world : humanity and robots between fear**

-
- and faith,*” no. November, pp. 1–9, 2017.
- [13] S. Radhakrishnan, D. Kolippakkam, and V. S. Mathura, “*Introduction to algorithms*”, 2007.
- [14] Καϊμακάκης Α., “*Εφαρμογές Ρομποτικής, Πρακτική Εφαρμογή με τον Προγραμματιζόμενο εγκέφαλο της LEGO*”, Θεσσαλονίκη □ Πανεπιστήμιο Μακεδονίας, 2002.
- [15] **The return of Elektro, the first celebrity robot (2008)** □
<https://www.newscientist.com/article/mg20026873-000-the-return-of-elektro-the-first-celebrity-robot/#ixzz6Js94Lz1h> [Τελευταία πρόσβαση: 7 Απριλίου 2020]
- [16] National Aeronautics and Space Administration, “*The Mars Exploration Rovers: Spirit and Opportunity*”, Ηνωμένες Πολιτείες, 2013.
- [17] M. Subscrer, “*Brothers in Arm : How George Devol and Joseph Engelberger Developed the First Industrial Robot*”, pp. 1–7, 2021.
- [18] J. Wallén, “*The history of the industrial robot*”, Linköpings Univ., p. 18, 2008.
- [19] S. Haddadin, “*Towards Safe Robots*”, Springer Tracts Adv. Robot., vol. 90, pp. 1–352, 2014.
- [20] A. De Santis, B. Siciliano, A. De Luca, and A. Bicchi, “*An atlas of physical human-robot interaction*” Mech. Mach. Theory, vol. 43, no. 3, pp. 253–270, 2008.
- [21] Lagoda C. and Moreno J. C., “*Human-Robot Interfaces in Robotic Gait Training* □ *State-of-the-Art and Challenges*”, Madrid □ Bioengineering group, CSIC, 2010.
- [22] Drechsler R. and Kuhne U, “*Formal Modeling and Verification of Cyber-Physical Systems*”, Brennen, Germany □ Εκδόσεις Springer, 2015.
- [23] B. Mutlu, A. Terrell, and C. Huang, “*Coordination Mechanisms in Human-Robot Collaboration*”, Proc. HRI Work. Collab. Manip., 2013.
- [24] Algirdas Avizienis, Jean-Claude Laprie, Brian Randell, and Carl Landwehr, “*Basic Concepts and Taxonomy of Dependable and Secure Computing*”, IEEE Trans. Dependable Secur. Comput., vol. 01, no. 1, pp. 11–33, 2004.
-

-
- [25] **KUKA, Advanced Welding Solutions:** <https://www.kuka.com/>
[Τελευταία πρόσβαση: 15 Απριλίου 2020]
- [26] **KUKA, Lightweight robots support operators in adhesive bonding processes:**
<https://www.kuka.com/en-us/industries/solutions-database/2017/08/solution-robotics-duerr> [Τελευταία πρόσβαση: 15 Απριλίου 2020]
- [27] **KUKA, “Sensitive robotics - LBR iiwa”, pp. 1–18, 2014.**
- [28] **KUKA, Human-robot collaboration in Ford's headlight adjustment process:**
<https://www.cobottrends.com/human-robot-collaboration-ford-headlight-adjustment/>
[Τελευταία πρόσβαση: 16 Απριλίου 2020]
- [29] **J. Krüger, T. K. Lien, and A. Verl, “Cooperation of human and machines in assembly lines”, CIRP Ann. - Manuf. Technol., vol. 58, no. 2, pp. 628–646, 2009.**
- [30] **International Standard Organization: ISO10218-2:2011, Robots and robotic devices - Safety requirements for industrial robots - Part 2: Robot Systems and Integration, 2011.**
- [31] **International Standard Organization: ISO12100:2010, Safety of machinery - General principles for design - Risk assessment and risk reduction, 2010.**
- [32] **International Standard Organization: ISO13849-1:2015, Safety of machinery - Safety related parts of control systems - Part 1: General principles for design, 2015.**
- [33] **International Standard Organization: ISO14121-2:2007, Safety of machinery – Risk assessment - Part 2, 2007.**
- [34] **International Standard Organization: ISO/TS15066:2015, Safety of machinery - Collaborative Robot Technical Specification, 2015.**
- [35] **K. Kokkalis, G. Michalos, P. Aivaliotis, and S. Makris, “An approach for implementing power and force limiting in sensorless industrial robots”, Procedia CIRP, vol. 76, pp. 138–143, 2018.**
- [36] **P. A. Lasota, T. Fong, and J. A. Shah, “A Survey of Methods for Safe Human-Robot Interaction”, Found. Trends Robot., vol. 5, no. 3, pp. 261–349, 2017.**
-

-
- [37] R. J. Halme, M. Lanz, J. Kämäräinen, R. Pieters, J. Latokartano, and A. Hietanen, “*Review of vision-based safety systems for human-robot collaboration*”, *Procedia CIRP*, vol. 72, pp. 111–116, 2018.
- [38] J. A. Corrales, F. A. Candelas, and F. Torres, “*Safe human-robot interaction based on dynamic sphere-swept line bounding volumes*”, *Robot. Comput. Integr. Manuf.*, vol. 27, no. 1, pp. 177–185, 2011.
- [39] Homem L. S. and Sanderson A. C., “*AND/OR Graph Representation of Assembly Plans*”, Pittsburgh, Pennsylvania □ Department of Electrical and Computer Engineering, Carnegie-Mellon University, 2008.
- [40] M. V. A. R. Bahubalendruni and B. B. Biswal, “*A review on assembly sequence generation and its automation*”, *Proc. Inst. Mech. Eng. Part C J. Mech. Eng. Sci.*, vol. 230, no. 5, pp. 824–838, 2016.
- [41] L. F. Huang, “*Artificial intelligence*”, vol. 4, 2010.
- [42] R. A. Knepper, D. Ahuja, G. Lalonde, and D. Rus, “*Distributed Assembly with AND/OR Graphs*”, 2014.
- [43] S. A. Green, M. Billingham, X. Chen, and J. G. Chase, “*Human-Robot Collaboration: A Literature Review and Augmented Reality Approach in Design*”, *Int. J. Adv. Robot. Syst.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–18, 2008.
- [44] S. Haddadin, A. Albu-Schäffer, A. De Luca, and G. Hirzinger, “*Collision detection and reaction: A contribution to safe physical human-robot interaction*”, 2008 IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robot. Syst. IROS, pp. 3356–3363, 2008.
- [45] G. Bruno and D. Antonelli, “*Dynamic task classification and assignment for the management of human-robot collaborative teams in workcells*”, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 98, no. 9–12, pp. 2415–2427, 2018.
- [46] A. Zanella, A. Cisi, M. Costantino, M. Di Pardo, G. Pasquettaz, and G. Vivo, “*Criteria Definition for the Identification of HRC Use Cases in Automotive Manufacturing*”, *Procedia Manuf.*, vol. 11, no. June, pp. 372–379, 2017.
- [47] D. Antonelli and G. Bruno, “*Dynamic distribution of assembly tasks in a*
-



-
- collaborative workcell of humans and robots*”, FME Trans., vol. 47, no. 4, pp. 723–730, 2019.
- [48] E. Κύρκος, “*Κατηγοριοποίηση*”, pp. 201–230, 2015.
- [49] K. Wang, “*Applying data mining to manufacturing: The nature and implications*”, J. Intell. Manuf., vol. 18, no. 4, pp. 487–495, 2007.
- [50] S. O. Akinola and O. J. Oyabugbe, “*Accuracies and Training Times of Data Mining Classification Algorithms: An Empirical Comparative Study*”, J. Softw. Eng. Appl., vol. 08, no. 09, pp. 470–477, 2015.
- [51] F. Ponulak and A. Kasiński, “*Supervised learning in spiking neural networks with ReSuMe: Sequence learning, classification, and spike shifting*”, Neural Comput., vol. 22, no. 2, pp. 467–510, 2010.
- [52] Y. Kamikawa and T. Kato, “*Development of liquid-crystalline folate derivatives: Effects of intermolecular hydrogen bonds at oligopeptide moieties*”, Polym. Prepr. Japan, vol. 55, no. 2, pp. 2659–2660, 2006.
- [53] T. Kavzoglu, “*Increasing the accuracy of neural network classification using refined training data*”, Environ. Model. Softw., vol. 24, no. 7, pp. 850–858, 2009.
- [54] **Guide to Precision, Recall, and Confusion Matrix:**
<https://www.kdnuggets.com/2020/01/guide-precision-recall-confusion-matrix.html>
[Τελευταία πρόσβαση: 4 Μαΐου 2020]
- [55] E. Breck, N. Polyzotis, S. Roy, S. E. Whang, and M. Zinkevich, “*Data Validation for Machine Learning*”, SysML, pp. 1-14, 2019.
- [56] K. Krawiec, A. Moraglio, T. Hu, A. S. Etaner-Uyar, and B. Hu, “*Lecture Notes in Computer Science and in Artificial Intelligence*”, vol. 7831, no. April, 2013.
- [57] Y. P. Huang and V. T. Thanh Hoa, “*General criteria on building decision trees for data classification*”, ACM Int. Conf. Proceeding Ser., vol. 403, pp. 649–654, 2009.
- [58] S. R. Safavian and D. Landgrebe, “*A Survey of Decision Tree Classifier Methodology*”, School of Electrical Engineering, Purdue University, 1990.

-
- [59] B. Hssina, A. Merbouha, H. Ezzikouri and M. Erritali, “*A comparative study of decision tree ID3 and C4.5*”, *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 4, no. 2, pp. 13–19, 2014.
- [60] D. Roobaert, G. Karakoulas, and N. V. Chawla, “*Information gain, correlation and support vector machines*”, *Stud. Fuzziness Soft Comput.*, vol. 207, no. June, pp. 463–470, 2006.
- [61] E. Harris Jr., “*Information Gain versus Gain Ratio: A Study of Split Method Biases*”, pp. 1–20, 2001.
- [62] R. Timofeev, “*Classification and Regression Trees (CART) Theory and Applications*”, Humboldt University, Berlin, vol. 13, no. 1, pp. 81–87, 1998.
- [63] R. G. Brereton and G. R. Lloyd, “*Support Vector Machines for classification and regression*”, vol. 135, no. 2, pp. 230–267, 2010.
- [64] M. Kayri and İ. Kayri, “*The Comparison of Gini and Twoing Algorithms in Terms of Predictive Ability and Misclassification Cost in Data Mining: An Empirical Study*”, *Int. J. Comput. Trends Technol.*, vol. 27, no. 1, pp. 21–30, 2015.
- [65] P. D. Turney, “*Cost-Sensitive Classification: Empirical Evaluation of a Hybrid Genetic Decision Tree Induction Algorithm*”, *J. Artif. Intell. Res.*, vol. 2, pp. 369–409, 1995.
- [66] G. P. Zhang, “*Neural networks for classification: a survey*”, *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part C Appl. Rev.*, vol. 30, no. 4, pp. 451–462, 2000.
- [67] C. E. Nwankpa, W. Ijomah, A. Gachagan, and S. Marshall, “*Activation functions: Comparison of trends in practice and research for deep learning*”, pp. 1–20, 2018.
- [68] R. Gençay and T. Liu, “*Nonlinear modelling and prediction with feedforward and recurrent networks*”, *Phys. D Nonlinear Phenom.*, vol. 108, no. 1–2, pp. 119–134, 1997.
- [69] L. M. Silva, J. Marques de Sá, and L. A. Alexandre, “*Data classification with multilayer perceptrons using a generalized error function*”, vol. 21, no. 9, pp. 1302–1310, 2008.
-

-
- [70] R. Hecht-Nielsen, *“Theory of the backpropagation neural network”*, pp. 593–605, 1989.
- [71] S. Tschiatschek, K. Paul, and F. Pernkopf, *“Integer Bayesian network classifiers”*, *Lect. Notes Comput. Sci.*, vol. 8726, part 3, pp. 209–224, 2014.
- [72] J. N. Sulzmann, J. Fürnkranz, and E. Hüllermeier, *“On pairwise naive bayes classifiers”*, *Lect. Notes Comput. Sci.*, vol. 4701, pp. 371–381, 2007.
- [73] D. Perelman-Hall, *“Directed acyclic graph unification”*, *Dr. Dobb’s J.*, vol. 20, no. 4, 1995.
- [74] R. Tultar, *“Decision Trees A–Z Errors”*, pp. 181–192, 2012.
- [75] J. L. Crowley, *“Intelligent Systems : Reasoning and Recognition Reasoning with Bayesian Networks”*, vol. 15, no. 3, pp. 1–16, 2018.
- [76] C. Manliguez, *“Generalized Confusion Matrix for Multiple Classes”*, vol. 2021, no. November, pp. 5–7, 2016.
- [77] Π. Φωκάς, *“Production tools”*, *Aircr. Eng. Aerosp. Technol.*, vol. 70, no. 2, pp. 46–51, 1998.
- [78] Σ. Ι. Σουβαρλάς, *“Προσομοίωση Ψηφιακών Συστημάτων - Αλγόριθμοι Δυναμικής Αναδιαμονής Δεδομένων σε Παράλληλα Σύνολα”*, 2004.
- [79] M Granqvist, T. Hansson, M. Magnusson and Leif Wallin, *“Psychological and physiological stress responses during repetitive work at assembly line”*, vol. 3, no 2, pp. 143-153, 1989.
- [80] A. Degirmenci, *“Introduction to Hidden Markov Models”*, vol. 3, no. 2, pp. 1–11, 1999.
- [81] T. Kumagai, Y. Sakaguchi, M. Okuwa, and M. Akamatsu, *“Prediction of Driving Behavior through Probabilistic Inference”*, *Eng. Appl. Neural Networks*, Eighth Int. Conf., no. September, pp. 8–10, 2003.
- [82] K. M. M. Anil K. Jain, Jianchang Mao, *“Artificial Neural Networks - A Tutorial-Institute of Electrical & Electronics Enginee”*, pp. 14-22, 1996.

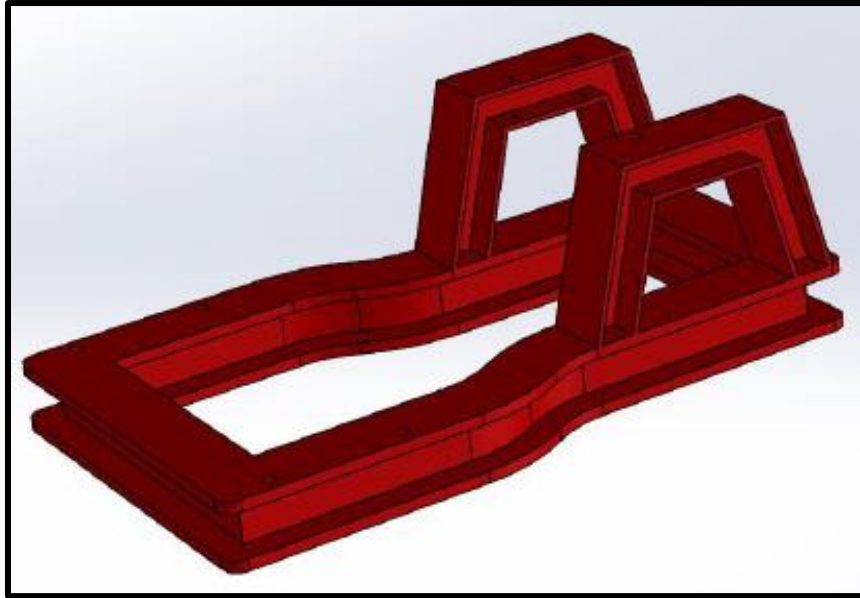
-
- [83] I. J. Goodfellow, M. Mirza, A. Courville, and Y. Bengio, “*Multi-prediction deep Boltzmann machines*”, *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, pp. 1–9, 2013.
- [84] R. J. Blightman, “*Simulation in Manufacturing*”, no. 3, pp. 733–744, 2006.
- [85] H. R. Kim and D. S. Kwon, “*Computational model of emotion generation for human-robot interaction based on the cognitive appraisal theory*”, *J. Intell. Robot. Syst. Theory Appl.*, vol. 60, no. 2, pp. 263–283, 2010.
- [86] Μ. Πρεβένιος, “*Υποστήριξη της Διάγνωσης της Καρωτιδικής Αθηρωμάτωσης με τη Βοήθεια Προτύπων Κινητικότητας και Παραμόρφωσης του Αρτηριακού Τοιχώματος*” pp. 1–154, 2014.
- [87] D. Wallin, “*Introduction to Markov Models*”, pp. 1–10, 2021.
- [88] L. Page, S. Brin, and R. Motwani, “*Introduction to Markov chains*”, *Int. Ser. Oper. Res. Manag. Sci.*, vol. 191, pp. 37–50, 2013.
- [89] M. Vacher, J.-F. Serignat, and S. Chaillol, “*Sound Classification in a Smart-Room Environment: An Approach Using GMM and HMM Methods*”, *Proc. 4th Conf. Speech Technol. Human-Computer Dialogue*, pp. 135–146, 2007.
- [90] B. J. Yoon and P. P. Vaidyanathan, “*HMM with auxiliary memory: A new tool for modeling RNA secondary structures*” *Conf. Rec. - Asilomar Conf. Signals, Syst. Comput.*, vol. 2, pp. 1651–1655, 2004.
- [91] A. A. Neath and J. E. Cavanaugh, “*The Bayesian information criterion: Background, derivation, and applications*”, *Wiley Interdiscip. Rev. Comput. Stat.*, vol. 4, no. 2, pp. 199–203, 2012.
- [92] K. P. Murphy, “*Conjugate Bayesian Analysis of the Gaussian Distribution*”, *Def.*, vol. 1, no. 7, pp. 1–29, 2007.
- [93] J. H. M. Daniel Jurafsky, “*Appendix A: Hidden Markov Models*”, *Speech Lang. Process.*, vol. 16, no. 9, pp. 795–796, 2019.
- [94] S. F. Cotter, J. Adler, B. D. Rao, and K. Kreutz-Delgado, “*Forward sequential algorithms for best basis selection*”, *IEE Proc. Vision, Image Signal Process.*, vol. 146, no. 5, pp. 235–244, 1999.
-

-
- [95] M. S. Ryan and G. R. Nudd, *“The Viterbi Algorithm”*, 1993.
- [96] A. Kartik, *“Search algorithm using modified minimum edit distance measure”*, Electrical Engineering Department, Indian Institute of Technology, New Delhi, pp. 929–932, 2007.
- [97] A. R. Nurutdinova, *“Identification of automata Markov models using a modified ‘forward-backward’ algorithm”*, J. Phys. Conf. Ser., vol. 1158, no. 3, 2019.
- [98] Q. Deng and D. Söffker, *“Improved Driving Behaviors Prediction Based on Fuzzy Logic-Hidden Markov Model”*, IEEE Intell. Veh. Symp. Proc., vol. 2018-June, no. June, pp. 2003–2008, 2018.
- [99] A. Krogh, I. S. Mian, and D. Haussler, *“A hidden markov model that finds genes in E.coli DNA”*, Nucleic Acids Res., vol. 22, no. 22, pp. 4768–4778, 1994.
- [100] M. Kumar, M. Husain, N. Upreti, and D. Gupta, *“Genetic Algorithm: Review and Application”*, SSRN Electron. J., vol. 2, no. 2, pp. 451–454, 2020.
- [101] J. H. Kim and H. Myung, *“Evolutionary programming techniques for constrained optimization problems”*, IEEE Trans. Evol. Comput., vol. 1, no. 2, pp. 129–140, 1997.
- [102] A. Holzinger and I. Jurisica, *“Knowledge Discovery and Data Mining in Biomedical Informatics: State-of-the-Art and Future Challenges”*, LNCS 8401, no. January, 2014.
- [103] J. H. Holland, *“Genetic Algorithms - John H. Holland”*, pp. 1–4, 1975.
- [104] K. Gallagher and M. Sambridge, *“Genetic algorithms: A powerful tool for large-scale nonlinear optimization problems”*, Comput. Geosci., vol. 20, no. 7–8, pp. 1229–1236, 1994.
- [105] T. Rauber and G. Rünger, *“Parallel Programming for Multicore and Cluster Systems”*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2011.
- [106] Σ. Λυκοθανάσης, *“Γενετικοί Αλγόριθμοι και Εφαρμογές”*, Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο, Σχολή Θετικών Επιστημών και Τεχνολογίας, Θεματική Ενότητα: Τεχνητή Νοημοσύνη και Εφαρμογές, vol 3, 2001.
-

-
- [107] A. Lipowski and D. Lipowska, “*Roulette-wheel selection via stochastic acceptance*”, *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 391, no. 6, pp. 2193–2196, 2012.
- [108] C. Machover and S. E. Tice, “*Virtual Reality*”, *IEEE Comput. Graph. Appl.*, vol. 1, no. January, pp. 15–16, 1997.
- [109] G. B. Parker and M. P. Hyett, “*Measurement of well-being in the workplace: The development of the work well-being questionnaire*”, *J. Nerv. Ment. Dis.*, vol. 199, no. 6, pp. 394–397, 2011.
- [110] H. C. Yen, “*Introduction to Petri net theory*”, *Stud. Comput. Intell.*, vol. 25, pp. 343–373, 2006.
- [111] X. Γ. Δημητριάδου, “*Δικτυα petri*”, Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, Τμήμα Πληροφορικής και Οικονομικών, 2016.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

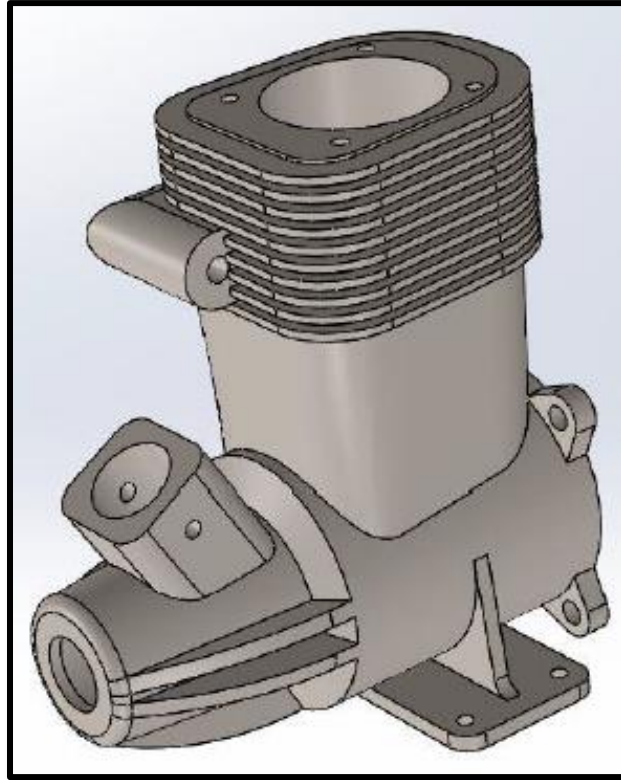
Εξαρτήματα φυγοκεντρικής αντλίας



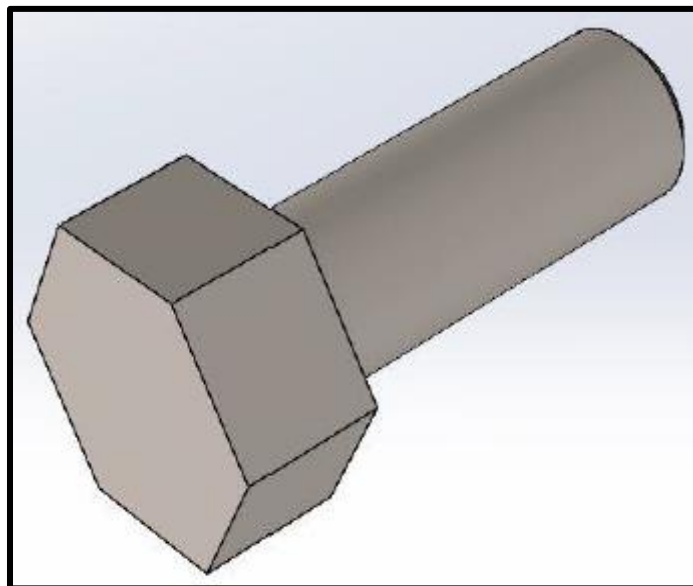
Εικόνα 106. Βάση



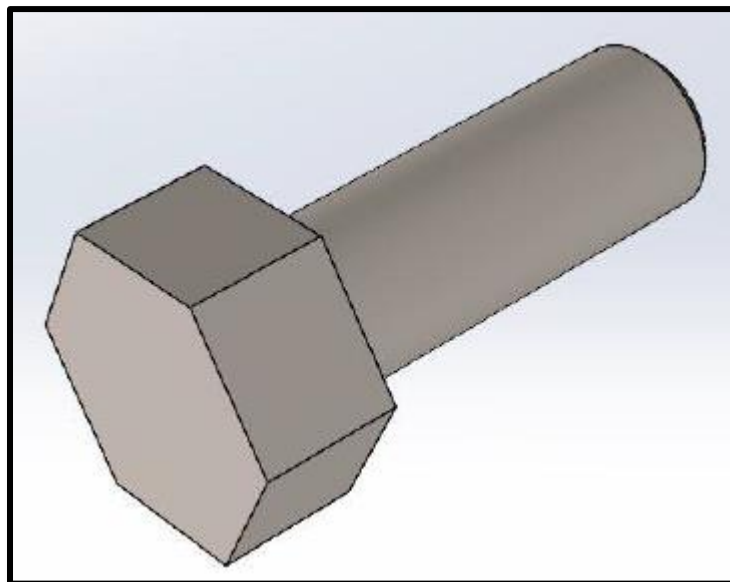
Εικόνα 107. Περίβλημα Πτερωτής



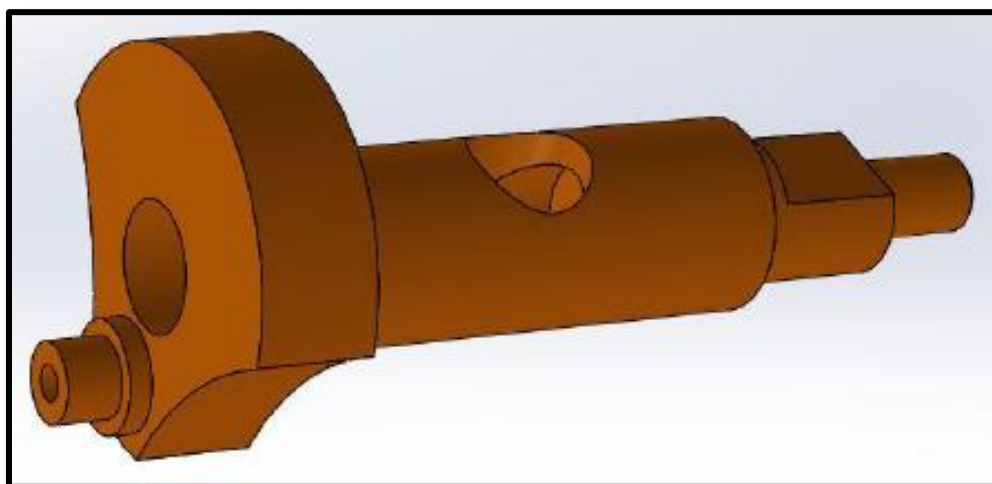
Εικόνα 108. *Περίβλημα Κινητήρα*



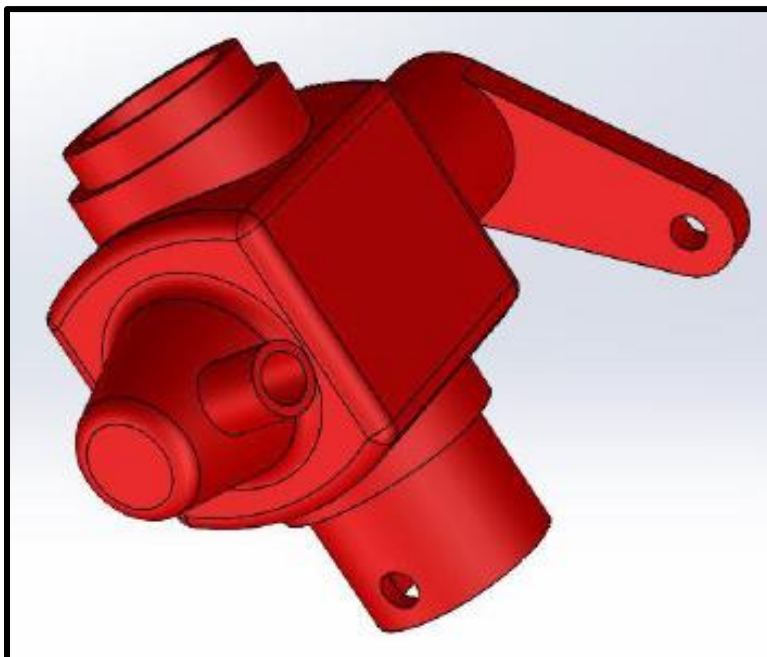
Εικόνα 109. *Κοχλίας Περιβλήματος Πτερωτής*



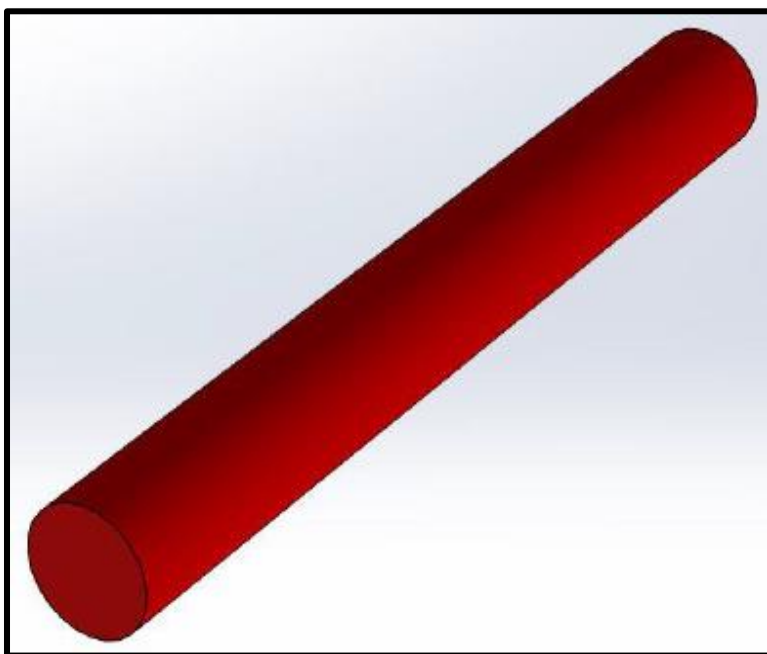
Εικόνα 110. Κοχλίας Περιβλήματος



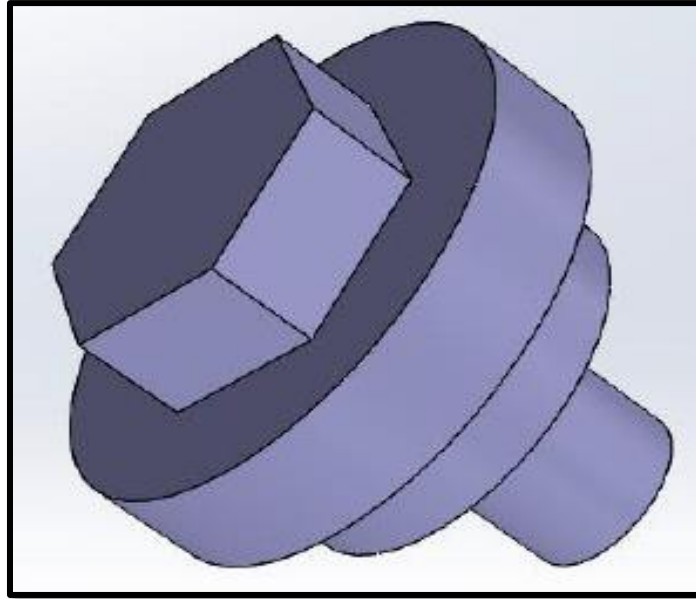
Εικόνα 111. Στροφαλοφόρος Άξονας



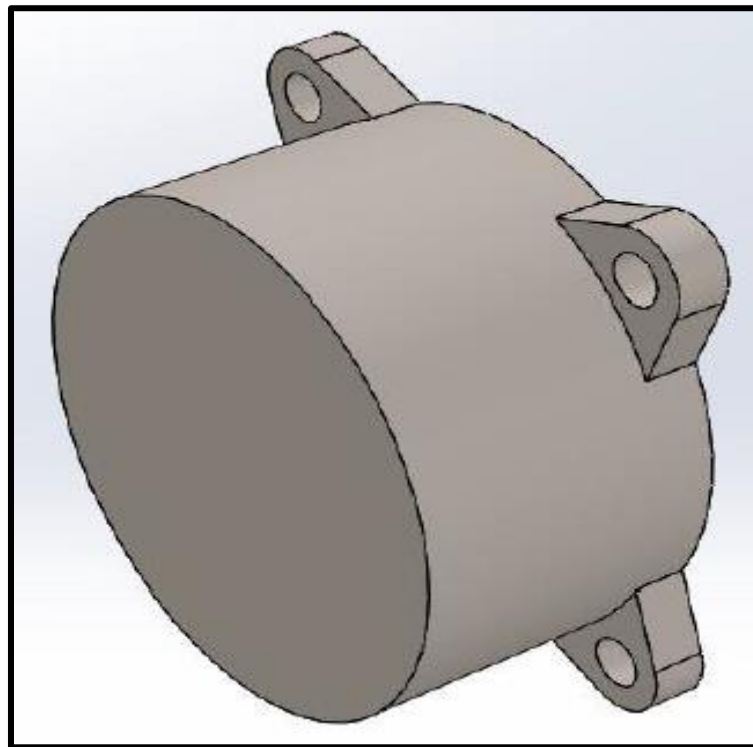
Εικόνα 112. *Εξαερωτής*



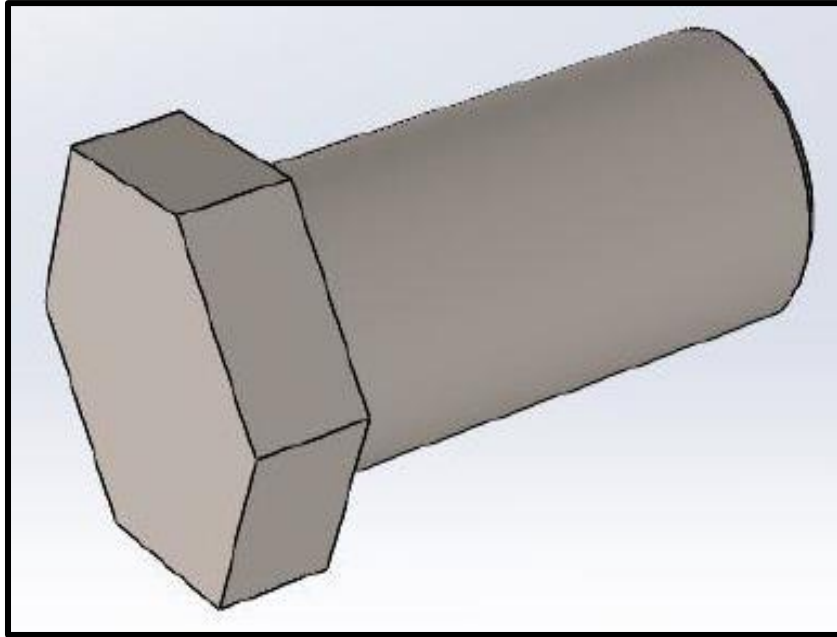
Εικόνα 113. *Πείρος Εξαερωτή*



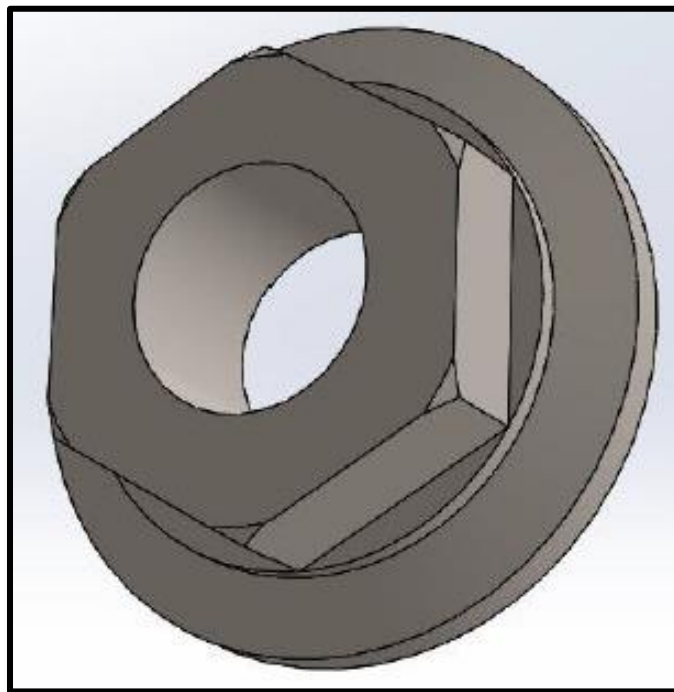
Εικόνα 114. Κοχλίας Ασφαλείας Στροφαλοφόρου



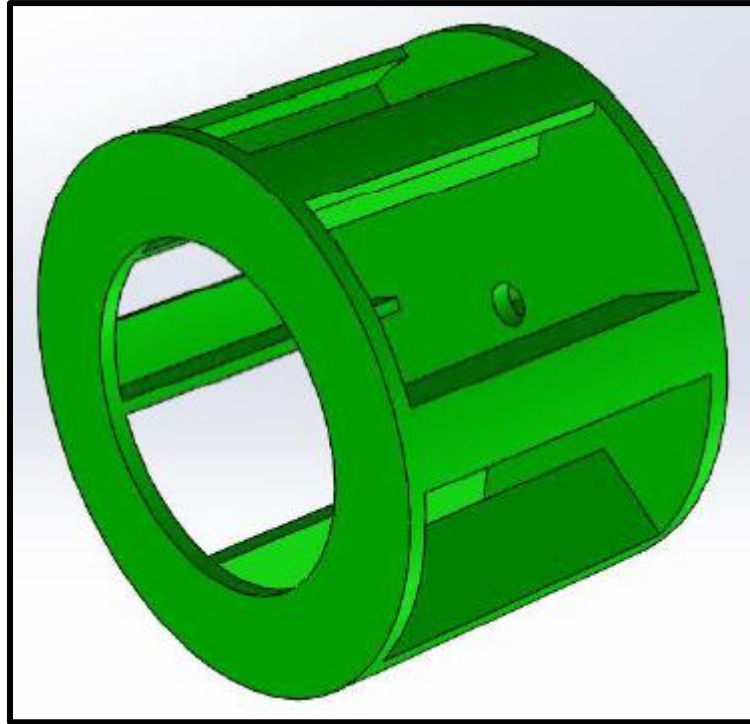
Εικόνα 115. Κάλυπτρο Κινητήρα



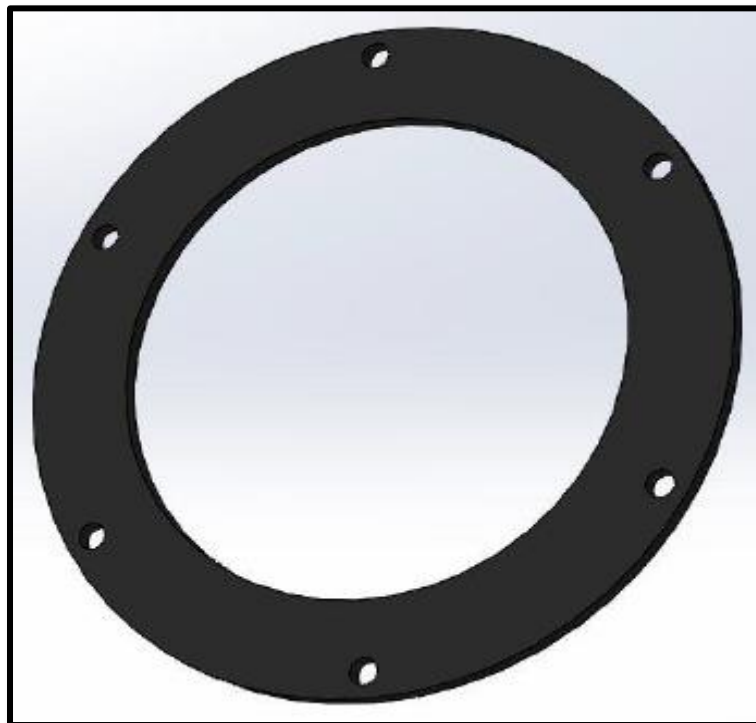
Εικόνα 116. Κοχλίας Καλύπτρου Κινητήρα



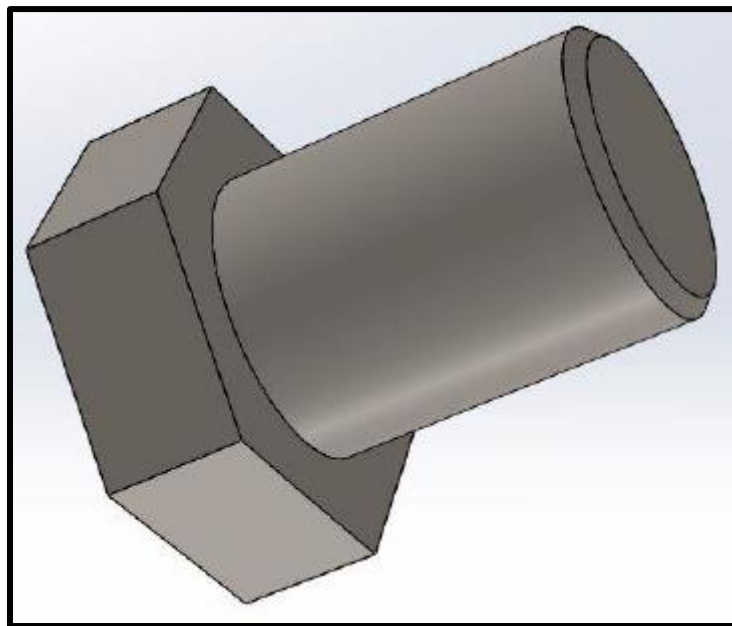
Εικόνα 117. Περικόχλιο Στροφαλοφόρου Αξονα



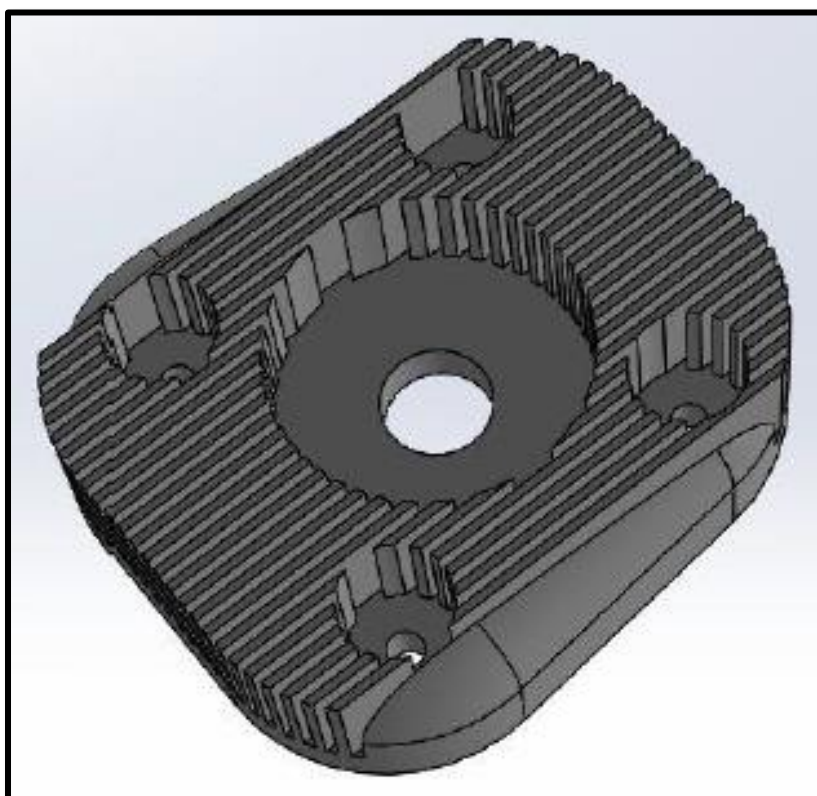
Εικόνα 118. Πτερωτή



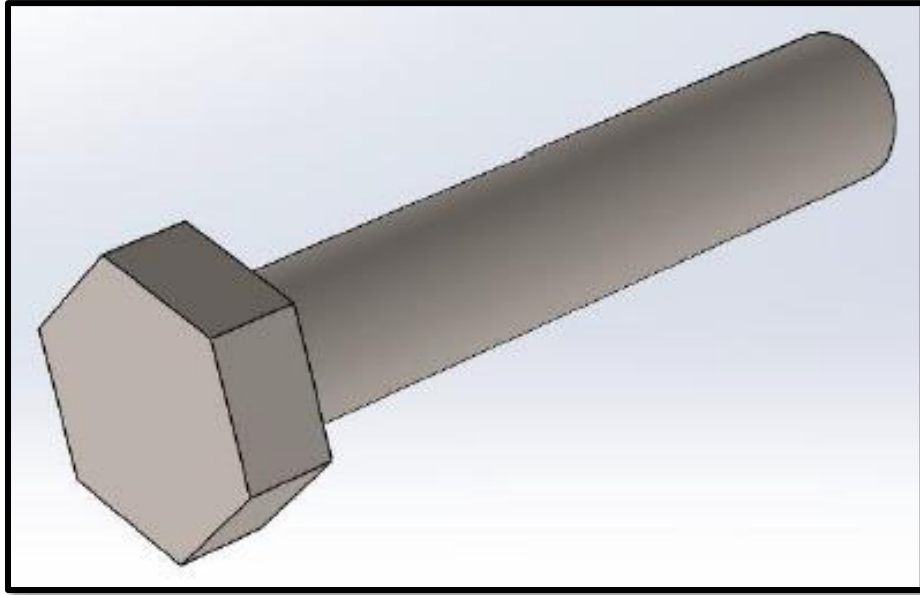
Εικόνα 119. Φλάντζα



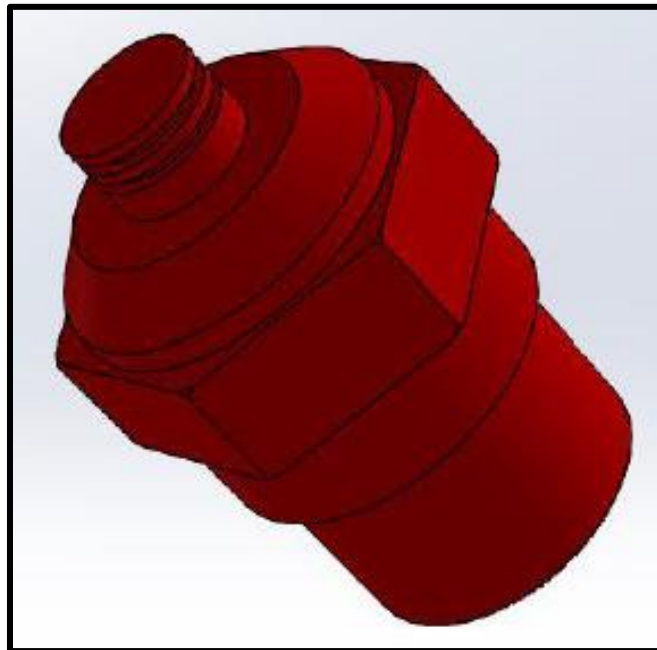
Εικόνα 120. Κοχλίας Φλάντζας



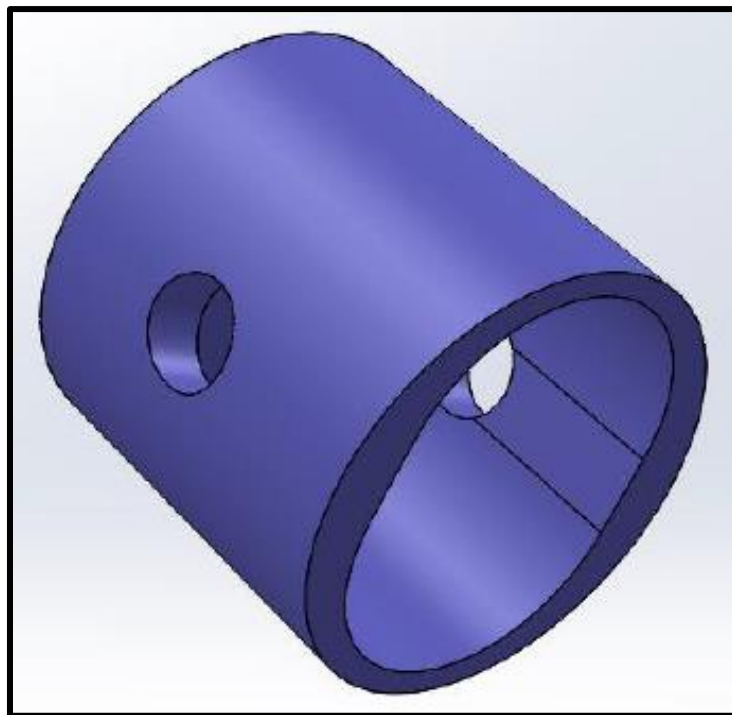
Εικόνα 121. Κεφαλή Κινητήρα



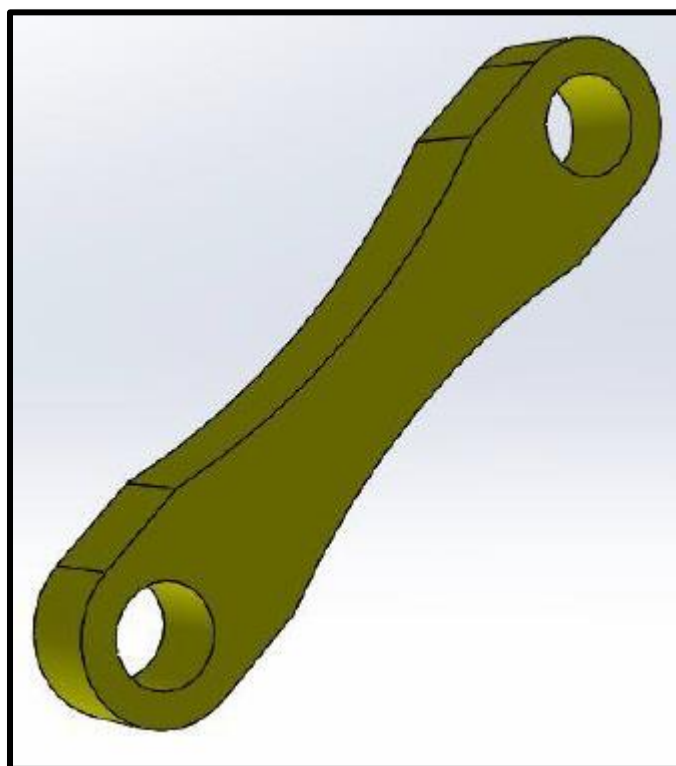
Εικόνα 122. Κοχλίας Κεφαλής



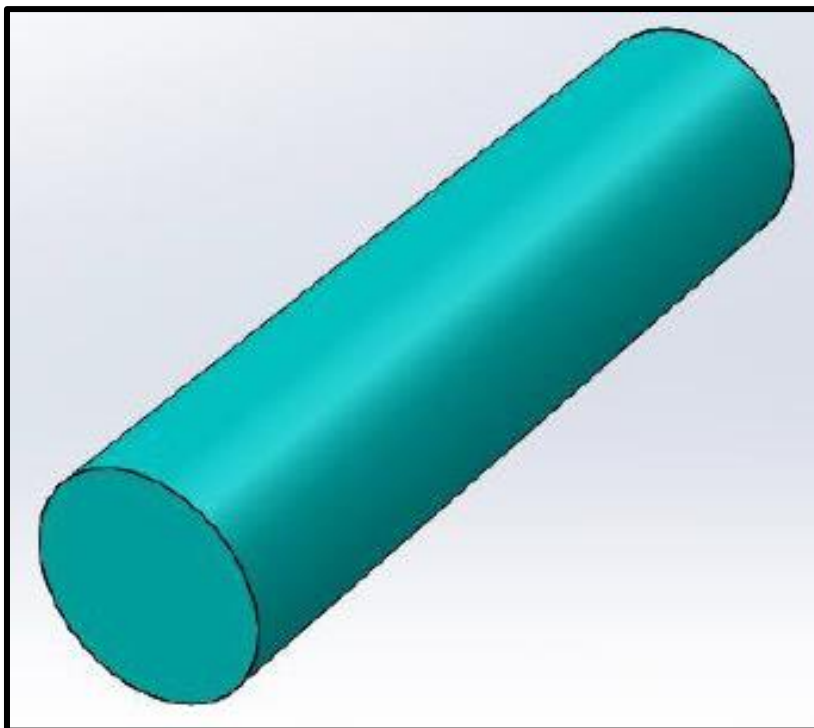
Εικόνα 123. Μπουζί Πυράκτωσης



Εικόνα 124. *Πιστόνι*



Εικόνα 125. *Ράβδος Σύνδεσης*



Εικόνα 126. Πείρος Πιστονιού

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β

| Α/Α | Ακ | Ασ | Β | Δ | Επ | Ερ | Π | Κλάση |
|-----|-----|-----|-----|-----|-----|----|-----|-------|
| 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2 |
| 2 | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 0.5 | 0 | 0.5 | 2 |
| 3 | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2 |
| 4 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0.5 | 1 |
| 5 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 | 1 |
| 6 | 0.5 | 0.5 | 0.5 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 3 |
| 7 | 1 | 0.5 | 0.5 | 1 | 1 | 0 | 1 | 4 |
| 8 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 1 | 1 |
| 9 | 0.5 | 0.5 | 1 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 10 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0.5 | 1 |
| 11 | 1 | 0.5 | 0.5 | 1 | 0.5 | 0 | 1 | 4 |
| 12 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 | 1 |
| 13 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 | 3 |
| 14 | 1 | 0 | 0.5 | 0.5 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 15 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 3 |
| 16 | 1 | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 4 |
| 17 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 1 |
| 18 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 3 |
| 19 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 | 1 |
| 20 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 21 | 1 | 0 | 0 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 1 |
| 22 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 3 |

Πίνακας 44. Πίνακας μη κατανεμημένων δεδομένων DT/CT

| A/A | Aκ | Aσ | B | Δ | Επ | Ερ | Π | Κλάση |
|-----|-----|-----|-----|-----|-----|----|-----|-------|
| 4 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0.5 | 1 |
| 5 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 | 1 |
| 8 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 1 | 1 |
| 12 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 | 1 |
| 14 | 1 | 0 | 0.5 | 0.5 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2 |
| 2 | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 0.5 | 0 | 0.5 | 2 |
| 6 | 0.5 | 0.5 | 0.5 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 3 |
| 9 | 0.5 | 0.5 | 1 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 13 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 0.5 | 3 |
| 20 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 7 | 1 | 0.5 | 0.5 | 1 | 1 | 0 | 1 | 4 |
| 11 | 1 | 0.5 | 0.5 | 1 | 0.5 | 0 | 1 | 4 |
| 10 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0.5 | 1 |
| 17 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0 | 1 |
| 19 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 0.5 | 1 | 0.5 | 1 |
| 21 | 1 | 0 | 0 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 1 |
| 3 | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2 |
| 15 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 3 |
| 18 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 3 |
| 22 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0.5 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 16 | 1 | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 4 |

TDS

TS

Πίνακας 45. Πίνακας επιλεγμένα κατανεμημένων δεδομένων για εκπαίδευση και έλεγχο του DT/CT

| A/A | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 |
|-------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| Κλάση | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 3 | 4 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 3 | 1 | 3 | 4 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 3 |

Πίνακας 46. Πίνακας Αποτελεσμάτων DT/CT

| A/A | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| a | 0.111 | 0.111 | 0.111 | 0.111 | 0.111 | 0.111 | 0.111 | 0.111 | 0.111 |

Πίνακας 47. Πίνακας Initialization Data του HMM

| States/States | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
|---------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|--------|
| 1 | 0.0471 | 0.0312 | 0.0237 | 0.0323 | 0.0121 | 0.0072 | 0.0168 | 0.0104 | 0.0072 |
| 2 | 0.0258 | 0.0123 | 0.0072 | 0.012 | 0.009 | 0.0054 | 0.012 | 0.0068 | 0.0046 |
| 3 | 0.0045 | 0.0009 | 0.0006 | 0.0025 | 0.0006 | 0.0004 | 0.00025 | 0.00035 | 0.0013 |
| 4 | 0.0043 | 0.0082 | 0.0065 | 0.0084 | 0.0224 | 0.0123 | 0.0051 | 0.0174 | 0.0066 |
| 5 | 0.0162 | 0.0265 | 0.0124 | 0.0229 | 0.041 | 0.0262 | 0.0143 | 0.0182 | 0.0237 |
| 6 | 0.0075 | 0.0131 | 0.0118 | 0.0142 | 0.0293 | 0.0168 | 0.0156 | 0.0159 | 0.0272 |
| 7 | 0.0017 | 0.0022 | 0.0058 | 0.0033 | 0.0047 | 0.0079 | 0.0053 | 0.0074 | 0.0129 |
| 8 | 0.0018 | 0.0049 | 0.0094 | 0.0066 | 0.0081 | 0.0141 | 0.0002 | 0.0006 | 0.0113 |
| 9 | 0.0093 | 0.0141 | 0.0287 | 0.0127 | 0.0153 | 0.0278 | 0.0009 | 0.0173 | 0.0272 |

Πίνακας 48. Πίνακας Αρχικής Προσέγγισης Πιθανοτήτων Μετάβασης Κατάστασης

| Emissions/States | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
|------------------|--------|--------|--------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 1 | 0.0074 | 0.0157 | 0.0213 | 0.00431 | 0.0073 | 0.0173 | 0.0026 | 0.0066 | 0.0082 |
| 2 | 0.0176 | 0.0218 | 0.0226 | 0.0058 | 0.0126 | 0.0229 | 0.0061 | 0.007 | 0.0146 |
| 3 | 0.0162 | 0.0233 | 0.0214 | 0.0162 | 0.0254 | 0.0231 | 0.0144 | 0.0214 | 0.0169 |
| 4 | 0.0114 | 0.0261 | 0.0135 | 0.0258 | 0.0557 | 0.0336 | 0.0153 | 0.0267 | 0.0114 |
| 5 | 0.0181 | 0.0167 | 0.0122 | 0.0163 | 0.0212 | 0.0174 | 0.0197 | 0.0192 | 0.0153 |
| 6 | 0.0065 | 0.0122 | 0.0035 | 0.0117 | 0.0154 | 0.0089 | 0.0126 | 0.0172 | 0.0075 |
| 7 | 0.0093 | 0.0059 | 0.0039 | 0.0039 | 0.011 | 0.0092 | 0.0157 | 0.0064 | 0.0042 |
| 8 | 0.0055 | 0.0025 | 0.0024 | 0.0054 | 0.0045 | 0.0035 | 0.0116 | 0.0072 | 0.0039 |
| 9 | 0.0001 | 0.0001 | 0.0009 | 0.0001 | 0.0002 | 0.0009 | 0.0079 | 0.0013 | 0.0014 |

Πίνακας 49. Πίνακας Αρχικής Προσέγγισης Πιθανοτήτων Παρατηρήσεων

| A/A | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 |
|-------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| Όνομα | A | B | C | D | E | F | G | H | I | J | K | L | M | N | O | P | Q | R | S | T | U | V |

Πίνακας 50. Πίνακας Ονομάτων-Συμβόλων Καθηκόντων

| A/A | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 |
|----------|----|----|----|----|----|-----|-----|-----|-----|----|-----|----|----|-----|-----|----|----|----|----|----|----|----|
| Ανθρώπος | - | - | - | 49 | 81 | 296 | 395 | 411 | 102 | 52 | 191 | 43 | 79 | 126 | 124 | 72 | 50 | 58 | 73 | 39 | 87 | 68 |
| Ρομπότ | 23 | 71 | 54 | - | - | 274 | 395 | - | 88 | - | 191 | - | 67 | - | 107 | 72 | - | 44 | 0 | 22 | - | 52 |

Πίνακας 51. Χρόνοι Εργασίας Ανθρώπου και Ρομπότ

| Emission | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
|------------------------------|----|----|---|---|---|---|-----|------|----|
| Time represented by emission | -4 | -2 | 0 | 2 | 4 | 6 | 8.5 | 11.5 | 14 |

Πίνακας 52. Πίνακας Χρόνου αντιπροσωπευτικού των Παρατηρήσεων του HMM

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Γ

Αλγόριθμος Σχηματισμού DT

```
clear all;
clc;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%DT/CT with CART based on GI%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Input of Number of Tasks T, of Indicators I and of Classes C%
T = 22;
I = 7;
C = 4;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%COMMENT%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Each row of the Data Matrix concerns only one Task%
%The columns from 1 through I represent the Indicators of each Task%
%The last column represent the Class of each Task%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%Formation of Data Matrix%
Data = xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx', 'Chosen', 'B2:I23');

%Formation of Indicators and Classes Matrixes%
Indicators = Data(:,1:I);
Classes = Data(:,(I+1));

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%COMMENT%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%The Types of Classes are represented through the numerical values of
(1, 2, 3, 4) respectively%
%The Indicators can receive, either the 2 values of (0, 1), or the 3
values of (0, 0.5, 1)%
%As a result, they can all be represented with a single Matrix%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%Input of Types of Indicators, Types of Classes and Values of Indicators%
Types_of_Indicators = {'Accuracy', 'Safety', 'Weight', 'Dimensions',
'Dexterity', 'Tools', 'Complexity'};
Types_of_Classes = {1, 2, 3, 4};
Values_of_Indicators = {0, 0.5, 1};

%Input of Number of Training Tasks T%
TT = input('Give Number of Training Tasks TT=');

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%COMMENT%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Each row of the Training Data Set Matrix concerns only one Training Task%
%The columns from 1 through TT represent the Indicators of each Training
Task%
%The last column represent the Class of each Training Task%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

```

%Formation of Training Data Set%
TDS = Data(1:TT,:);      %Training Data Set%

%Transformation of Cells to Matrixes%
Types_of_Classes = cell2mat(Types_of_Classes);
Values_of_Indicators = cell2mat(Values_of_Indicators);

%Formation of NOVICV%
%Initialization of NOVICV%
NOVICV = zeros(C, I, 3);
%Number of Occurrences of Value l of Indicator j of Class with Value c%

%Computation of NOVICV%
for i = 1:TT;
    for c = 1:C;
        if TDS(i,(I+1)) == Types_of_Classes(c);
            for j = 1:I;
                for l = 1:3;
                    if TDS(i,j) == Values_of_Indicators(l);
                        NOVICV(c, j, l) = NOVICV(c, j, l) + 1;
                    end
                end
            end
        end
    end
end

%Formation of NOVI%
%Initialization of NOVI%
NOVI = zeros(I, 3);      %Number of Occurrences of Value l of Indicator j%

%Computation of NOVI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            NOVI(j, l) = NOVI(j, l) + NOVICV(c, j, l);
        end
    end
end

%Formation of Gini Impurity GI%
%Initialization of P and NOVI%
TP = zeros(I, 3);      %Temporary Probability%
GI1 = zeros(I, 3);     %Gini Impurity of Value l of
Indicator j%
GI = zeros(I, 1);      %Gini Impurity of Indicator j%

%Computation of GI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            if NOVI(j, l) ~= 0;
                TP(j, l) = TP(j, l) + (NOVICV(c, j, l) / NOVI(j, l))^2;
            end
        end
    end
end

```



```

        end
        GI1(j, 1) = 1 - TP(j, 1);
        GI(j) = GI(j) + NOVI(j, 1) / TT * GI1(j, 1);
    end
end

%Discovery of the Indicator with the Minimum GI%
MIN = min(GI);
for j = 1:I;
    if GI(j) == MIN;
        SI = j;                %Split Indicator%
    end
end

%Presentation of the First Split Indicator%
display ('The First Split Indicator is');
display (Types_of_Indicators(SI));

%Formation of Nodes and Types of Nodes%
Nodes = TDS;
Types_of_Nodes = Types_of_Indicators;

%Removal of First Split Indicator Data%
for j = 1:I;
    if j >= SI && j ~= I;
        Nodes(:,j) = Nodes(:,j+1);
        Types_of_Nodes(j) = Types_of_Nodes(j+1);
    elseif j == I;
        Nodes(:,j) = Nodes(:,j+1);
    end
end

%Reduction of I by 1%
I = I - 1;

%Dimensions Split%
%Initialization of D1 and D2 Counters%
D1 = 0;
D2 = 0;

%Formation of Dimensions under 0.75 and Dimensions over 0.75%
for i = 1:TT;
    if Indicators(i, SI) < 0.75;
        D1 = D1 + 1;
        Dimensions_under(D1,:) = Nodes(i,:);
    elseif Indicators(i, SI) >= 0.75;
        D2 = D2 + 1;
        Dimensions_over(D2,:) = Nodes(i,:);
    end
end

%Dimensions under 0.75 branch%
%Check if we are at the final leaf of the branch%
Check = Dimensions_under(1, (I + 1));

```

```

R = 1;
for i = 2:D1;
    if Check ~= Dimensions_under(i, (I + 1));
        R = R + 1;
    end
end
if R == 1;
    display ('There is no need for another split. The Dimensions under
0.75 branch results in class');
    display (Check);
else
    display ('There is a need for another split.');
```

%Formation of NOVICV%
%Initialization of NOVICV%
NOVICV = zeros(C, I, 3);
%Number of Occurrences of Value l of Indicator j of Class with Value c%

%Computation of NOVICV%
for i = 1:D1;
 for c = 1:C;
 if Dimensions_under(i, (I+1)) == Types_of_Classes(c);
 for j = 1:I;
 for l = 1:3;
 if Dimensions_under(i,j) == Values_of_Indicators(l);
 NOVICV(c, j, l) = NOVICV(c, j, l) + 1;
 end
 end
 end
 end
 end
end
end
end
end
end
end

%Formation of NOVI%
%Initialization of NOVI%
NOVI = zeros(I, 3); %Number of Occurrences of Value l of Indicator j%

%Computation of NOVI%
for j = 1:I;
 for l = 1:3;
 for c = 1:C;
 NOVI(j, l) = NOVI(j, l) + NOVICV(c, j, l);
 end
 end
end
end

%Formation of Gini Impurity%
%Initialization of P and NOVI%
TP = zeros(I, 3); %Temporary Probability%
GI1 = zeros(I, 3); %Gini Impurity of Value l of Indicator j%
GI = zeros(I, 1); %Gini Impurity of Indicator j%

%Computation of GI%
for j = 1:I;
 for l = 1:3;

```

        for c = 1:C;
            if NOVI(j, 1) ~= 0;
                TP(j, 1) = TP(j, 1) + (NOVICV(c, j, 1) / NOVI(j, 1))^2;
            end
        end
        GI1(j, 1) = 1 - TP(j, 1);
        GI(j) = GI(j) + NOVI(j, 1) / TT * GI1(j, 1);
    end
end

%Discovery of the Indicator with the Minimum GI%
MIN = min(GI);
for j = 1:I;
    if GI(j) == MIN;
        SI1 = j;           %Split Indicator%
    end
end

%Presentation of the Split Indicator of the Dimensions under 0.75
branch%
display ('The Split Indicator of the Dimensions under 0.75 branch is');
display (Types_of_Nodes(SI1));
end

%Dimensions over 0.75 Branch%
%Check if we are at the final leaf of the branch%
Check = Dimensions_over(1, (I + 1));
R = 1;
for i = 2:D2;
    if Check ~= Dimensions_over(i, (I + 1));
        R = R + 1;
    end
end
if R == 1;
    display ('There is no need for another split. The Dimensions over
0.75 branch results in class');
    display (Check);
else
    display ('There is a need for another split.');
```

```

%Formation of NOVICV%
%Initialization of NOVICV%
NOVICV = zeros(C, I, 3);
%Number of Occurrences of Value 1 of Indicator j of Class with Value c%

%Computation of NOVICV%
for i = 1:D2;
    for c = 1:C;
        if Dimensions_over(i, (I+1)) == Types_of_Classes(c);
            for j = 1:I;
                for l = 1:3;
                    if Dimensions_over(i, j) == Values_of_Indicators(l);
                        NOVICV(c, j, l) = NOVICV(c, j, l) + 1;
                    end
                end
            end
        end
    end
end
end
end
```

```

        end
    end
end

%Formation of NOVI%
%Initialization of NOVI%
NOVI = zeros(I, 3);%Number of Occurrences of Value 1 of Indicator j%

%Computation of NOVI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            NOVI(j, l) = NOVI(j, l) + NOVICV(c, j, l);
        end
    end
end

%Formation of Gini Impurity%
%Initialization of P and NOVI%
TP = zeros(I, 3); %Temporary Probability%
GI1 = zeros(I, 3); %Gini Impurity of Value 1 of Indicator j%
GI = zeros(I, 1); %Gini Impurity of Indicator j%

%Computation of GI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            if NOVI(j, l) ~= 0;
                TP(j, l) = TP(j, l) + (NOVICV(c, j, l) / NOVI(j, l))^2;
            end
        end
        GI1(j, l) = 1 - TP(j, l);
        GI(j) = GI(j) + NOVI(j, l) / TT * GI1(j, l);
    end
end

%Discovery of the Indicator with the Minimum GI%
MIN = min(GI);
for j = 1:I;
    if GI(j) == MIN;
        SI2 = j; %Split Indicator%
    end
end

%Presentation of the Split Indicator of the Dimensions over 0.75 branch%
display ('The Split Indicator of the Dimensions over 0.75 branch is');
display (Types_of_Nodes(SI2));
end

%Formation of Nodes%
Nodes = Dimensions_under;
New_Types_of_Nodes_1 = Types_of_Nodes;

```

```

%Removal of Second Split of Dimensions under 0.75 Branch Indicator Data%
for j = 1:I;
    if j >= SI1 && j ~= I;
        Nodes(:,j) = Nodes(:,j+1);
        New_Types_of_Nodes_1(j) = New_Types_of_Nodes_1(j+1);
    elseif j == I;
        Nodes(:,j) = Nodes(:,j+1);
    end
end

%Reduction of I by 1%
I = I - 1;

%Tools Split%
%Initialization of T1 and T2 Counters%
T1 = 0;
T2 = 0;

%Formation of Tools under 0.5 and Tools over 0.5%
for i = 1:D1;
    if Dimensions_under(i,SI1) < 0.5;
        T1 = T1 + 1;
        Tools_under(T1,:) = Nodes(i,:);
    elseif Dimensions_under(i,SI1) >= 0.5;
        T2 = T2 + 1;
        Tools_over(T2,:) = Nodes(i,:);
    end
end

%Tools under 0.5 branch%
%Check if we are at the final leaf of the branch%
Check = Tools_under(1, (I + 1));
R = 1;
for i = 2:T1;
    if Check ~= Tools_under(i, (I + 1));
        R = R + 1;
    end
end
if R == 1;
    display ('There is no need for another split. The Tools under 0.5
branch results in class');
    display (Check);
else
    display ('There is a need for another split.');
```

```

%Formation of NOVICV%
%Initialization of NOVICV%
NOVICV = zeros(C, I, 3);
%Number of Occurrences of Value 1 of Indicator j of Class with Value c%

%Computation of NOVICV%
for i = 1:T1;
    for c = 1:C;
        if Tools_under(i, (I+1)) == Types_of_Classes(c);
            for j = 1:I;
```

```

        for l = 1:3;
            if Tools_under(i,j) == Values_of_Indicators(l);
                NOVICV(c, j, l) = NOVICV(c, j, l) + 1;
            end
        end
    end
end
end
end

%Formation of NOVI%
%Initialization of NOVI%
NOVI = zeros(I, 3);%Number of Occurrences of Value 1 of Indicator j%

%Computation of NOVI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            NOVI(j, l) = NOVI(j, l) + NOVICV(c, j, l);
        end
    end
end

%Formation of Gini Impurity%
%Initialization of P and NOVI%
TP = zeros(I, 3); %Temporary Probability%
GI1 = zeros(I, 3);%Gini Impurity of Value 1 of Indicator j%
GI = zeros(I, 1); %Gini Impurity of Indicator j%

%Computation of GI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            if NOVI(j, l) ~= 0;
                TP(j, l) = TP(j, l) + (NOVICV(c, j, l) / NOVI(j, l))^2;
            end
        end
        GI1(j, l) = 1 - TP(j, l);
        GI(j) = GI(j) + NOVI(j, l) / T1 * GI1(j, l);
    end
end

%Discovery of the Indicator with the Minimum GI%
MIN = min(GI);
for j = 1:I;
    if GI(j) == MIN;
        SI3 = j; %Split Indicator%
    end
end

%Presentation of the Split Indicator of the after Tools under 0.5
tools branch%
display ('The Split Indicator of the after Tools under 0.5 tools is');
display (New_Types_of_Nodes_1(SI3));
end

```

```

%Tools over 0.5 branch%
%Check if we are at the final leaf of the branch%
Check = Tools_over(1, (I + 1));
R = 1;
for i = 2:T2;
    if Check ~= Tools_over(i, (I + 1));
        R = R + 1;
    end
end
if R == 1;
    display ('There is no need for another split. The Tools over 0.5
branch results in class');
    display (Check);
else
    display ('There is a need for another split.');
```

```

%Formation of NOVICV%
%Initialization of NOVICV%
NOVICV = zeros(C, I, 3);
%Number of Occurrences of Value l of Indicator j of Class with Value c%

%Computation of NOVICV%
for i = 1:T2;
    for c = 1:C;
        if Tools_over(i, (I+1)) == Types_of_Classes(c);
            for j = 1:I;
                for l = 1:3;
                    if Tools_over(i,j) == Values_of_Indicators(l);
                        NOVICV(c, j, l) = NOVICV(c, j, l) + 1;
                    end
                end
            end
        end
    end
end

%Formation of NOVI%
%Initialization of NOVI%
NOVI = zeros(I, 3); %Number of Occurrences of Value l of Indicator j%

%Computation of NOVI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            NOVI(j, l) = NOVI(j, l) + NOVICV(c, j, l);
        end
    end
end

%Formation of Gini Impurity%
%Initialization of P and NOVI%
TP = zeros(I, 3); %Temporary Probability%
GI1 = zeros(I, 3); %Gini Impurity of Value l of Indicator j%
GI = zeros(I, 1); %Gini Impurity of Indicator j%
```

```

%Computation of GI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            if NOVI(j, l) ~= 0;
                TP(j, l) = TP(j, l) + (NOVICV(c, j, l) / NOVI(j, l))^2;
            end
        end
        GI1(j, l) = 1 - TP(j, l);
        GI(j) = GI(j) + NOVI(j, l) / T2 * GI1(j, l);
    end
end

%Discovery of the Indicator with the Minimum GI%
MIN = min(GI);
for j = 1:I;
    if GI(j) == MIN;
        SI4 = j;           %Split Indicator%
    end
end

%Presentation of the Split Indicator of the Tools over 0.5 branch%
display ('The Split Indicator of the Tools over 0.5 branch is');
display (New_Types_of_Nodes_1(SI4));
end

%Formation of Nodes%
Nodes = Dimensions_over;
New_Types_of_Nodes_2 = Types_of_Nodes;

%Increase of I by 1%
I = I + 1;

%Removal of Second Split of Dimensions over 0.75 Branch Indicator Data%
for j = 1:I;
    if j >= SI2 && j ~= I;
        Nodes(:,j) = Nodes(:,j+1);
        New_Types_of_Nodes_2(j) = New_Types_of_Nodes_2(j+1);
    elseif j == I;
        Nodes(:,j) = Nodes(:,j+1);
    end
end

%Reduction of I by 1%
I = I - 1;

%Safety Split%
%Initialization of S1 and S2 Counters%
S1 = 0;
S2 = 0;

%Formation of Safety under 0.75 and Safety over 0.75%
for i = 1:D2;
    if Dimensions_over(i,SI2) < 0.75;

```



```

        S1 = S1 + 1;
        Safety_under(S1,:) = Nodes(i,:);
    elseif Dimensions_over(i,S12) >= 0.75;
        S2 = S2 + 1;
        Safety_over(S2,:) = Nodes(i,:);
    end
end

%Safety under 0.75 branch%
%Check if we are at the final leaf of the branch%
Check = Safety_under(1, (I + 1));
R = 1;
for i = 2:S1;
    if Check ~= Safety_under(i, (I + 1));
        R = R + 1;
    end
end
if R == 1;
    display ('There is no need for another split. The Safety under 0.75
branch results in class');
    display (Check);
else
    display ('There is a need for another split.');
```

```

%Formation of NOVICV%
%Initialization of NOVICV%
NOVICV = zeros(C, I, 3);
%Number of Occurrences of Value l of Indicator j of Class with Value c%

%Computation of NOVICV%
for i = 1:S1;
    for c = 1:C;
        if Safety_under(i, (I+1)) == Types_of_Classes(c);
            for j = 1:I;
                for l = 1:3;
                    if Safety_under(i,j) == Values_of_Indicators(l);
                        NOVICV(c, j, l) = NOVICV(c, j, l) + 1;
                    end
                end
            end
        end
    end
end

%Formation of NOVI%
%Initialization of NOVI%
NOVI = zeros(I, 3); %Number of Occurrences of Value l of Indicator j%

%Computation of NOVI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            NOVI(j, l) = NOVI(j, l) + NOVICV(c, j, l);
        end
    end
end

```

```

%Formation of Gini Impurity%
%Initialization of P and NOVI%
TP = zeros(I, 3);           %Temporary Probability%
GIl = zeros(I, 3);         %Gini Impurity of Value 1 of Indicator j%
GI = zeros(I, 1);          %Gini Impurity of Indicator j%

%Computation of GI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            if NOVI(j, l) ~= 0;
                TP(j, l) = TP(j, l) + (NOVICV(c, j, l) / NOVI(j, l))^2;
            end
        end
        GIl(j, l) = 1 - TP(j, l);
        GI(j) = GI(j) + NOVI(j, l) / S1 * GIl(j, l);
    end
end

%Discovery of the Indicator with the Minimum GI%
MIN = min(GI);
for j = 1:I;
    if GI(j) == MIN;
        SI5 = j;           %Split Indicator%
    end
end

%Presentation of the Split Indicator of the Safety under 0.75
branch%
display ('The Split Indicator of the Safety under 0.75 branch is');
display (New_Types_of_Nodes_2(SI5));
end

%Safety over 0.75 branch%
%Check if we are at the final leaf of the branch%
Check = Safety_over(1, (I + 1));
R = 1;
for i = 2:S2;
    if Check ~= Safety_over(i, (I + 1));
        R = R + 1;
    end
end
if R == 1;
    display ('There is no need for another split. The Safety over 0.75
branch results in class');
    display (Check);
else
    display ('There is a need for another split.');
```

```

%Formation of NOVICV%
%Initialization of NOVICV%
NOVICV = zeros(C, I, 3);
%Number of Occurrences of Value 1 of Indicator j of Class with Value c%
```

```

%Computation of NOVICV%
for i = 1:S2;
    for c = 1:C;
        if Safety_over(i, (I+1)) == Types_of_Classes(c);
            for j = 1:I;
                for l = 1:3;
                    if Safety_over(i, j) == Values_of_Indicators(l);
                        NOVICV(c, j, l) = NOVICV(c, j, l) + 1;
                    end
                end
            end
        end
    end
end

%Formation of NOVI%
%Initialization of NOVI%
NOVI = zeros(I, 3); %Number of Occurrences of Value l of Indicator j%

%Computation of NOVI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            NOVI(j, l) = NOVI(j, l) + NOVICV(c, j, l);
        end
    end
end

%Formation of Gini Impurity%
%Initialization of P and NOVI%
TP = zeros(I, 3); %Temporary Probability%
GI1 = zeros(I, 3); %Gini Impurity of Value l of Indicator j%
GI = zeros(I, 1); %Gini Impurity of Indicator j%

%Computation of GI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            if NOVI(j, l) ~= 0;
                TP(j, l) = TP(j, l) + (NOVICV(c, j, l) / NOVI(j, l))^2;
            end
        end
        GI1(j, l) = 1 - TP(j, l);
        GI(j) = GI(j) + NOVI(j, l) / S2 * GI1(j, l);
    end
end

%Discovery of the Indicator with the Minimum GI%
MIN = min(GI);
for j = 1:I;
    if GI(j) == MIN;
        SI6 = j; %Split Indicator%
    end
end

```

```

    %Presentation of the Split Indicator of the Safety over 0.75
branch%
    display ('The Split Indicator of the Safety over 0.75 branch is');
    display (New_Types_of_Nodes_2(SI6));
end

%Formation of Nodes%
Nodes = Tools_under;
New_Types_of_Nodes_3 = New_Types_of_Nodes_1;

%Removal of Third Split of Tools over 0.5 Branch Indicator Data%
for j = 1:I;
    if j >= SI3 && j ~= I;
        Nodes(:,j) = Nodes(:,j+1);
        New_Types_of_Nodes_3(j) = New_Types_of_Nodes_3(j+1);
    elseif j == I;
        Nodes(:,j) = Nodes(:,j+1);
    end
end

%Reduction of I by 1%
I = I - 1;

%Accuracy Split%
%Initialization of A1 and A2 Counters%
A1 = 0;
A2 = 0;

%Formation of Accuracy under 0.75 and Accuracy over 0.75%
for i = 1:T1;
    if Tools_under(i,SI3) < 0.75;
        A1 = A1 + 1;
        Accuracy_under(A1,:) = Nodes(i,:);
    elseif Tools_under(i,SI3) >= 0.75;
        A2 = A2 + 1;
        Accuracy_over(A2,:) = Nodes(i,:);
    end
end

%Accuracy under 0.75 branch%
%Check if we are at the final leaf of the branch%
Check = Accuracy_under(1, (I + 1));
R = 1;
for i = 2:A1;
    if Check ~= Accuracy_under(i, (I + 1));
        R = R + 1;
    end
end
if R == 1;
    display ('There is no need for another split. The Accuracy under
0.75 branch results in class');
    display (Check);
else
    display ('There is a need for another split.');
```

```

%Formation of NOVICV%
%Initialization of NOVICV%
NOVICV = zeros(C, I, 3);
%Number of Occurrences of Value l of Indicator j of Class with Value c%

%Computation of NOVICV%
for i = 1:A1;
    for c = 1:C;
        if Accuracy_under(i, (I+1)) == Types_of_Classes(c);
            for j = 1:I;
                for l = 1:3;
                    if Accuracy_under(i,j) == Values_of_Indicators(l);
                        NOVICV(c, j, l) = NOVICV(c, j, l) + 1;
                    end
                end
            end
        end
    end
end

%Formation of NOVI%
%Initialization of NOVI%
NOVI = zeros(I, 3); %Number of Occurrences of Value l of Indicator j%

%Computation of NOVI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            NOVI(j, l) = NOVI(j, l) + NOVICV(c, j, l);
        end
    end
end

%Formation of Gini Impurity%
%Initialization of P and NOVI%
TP = zeros(I, 3); %Temporary Probability%
GI1 = zeros(I, 3); %Gini Impurity of Value l of Indicator j%
GI = zeros(I, 1); %Gini Impurity of Indicator j%

%Computation of GI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            if NOVI(j, l) ~= 0;
                TP(j, l) = TP(j, l) + (NOVICV(c, j, l) / NOVI(j, l))^2;
            end
        end
        GI1(j, l) = 1 - TP(j, l);
        GI(j) = GI(j) + NOVI(j, l) / A1 * GI1(j, l);
    end
end

%Discovery of the Indicator with the Minimum GI%
MIN = min(GI);
for j = 1:I;

```

```

        if GI(j) == MIN;
            SI7 = j;                                %Split Indicator%
        end
    end

    %Presentation of the Split Indicator of the Accuracy under 0.75
    branch%
    display ('The Split Indicator of the Accuracy under 0.75 branch is');
    display (New_Types_of_Nodes_3(SI7));
end

%Accuracy over 0.75 Branch%
%Check if we are at the final leaf of the branch%
Check = Accuracy_over(1, (I + 1));
R = 1;
for i = 2:A2;
    if Check ~= Accuracy_over(i, (I + 1));
        R = R + 1;
    end
end
if R == 1;
    display ('There is no need for another split. The Accuracy over 0.75
    branch results in class');
    display (Check);
else
    display ('There is a need for another split.');
```

```

%Formation of NOVICV%
%Initialization of NOVICV%
NOVICV = zeros(C, I, 3);
%Number of Occurrences of Value l of Indicator j of Class with Value c%

%Computation of NOVICV%
for i = 1:A2;
    for c = 1:C;
        if Accuracy_over(i, (I+1)) == Types_of_Classes(c);
            for j = 1:I;
                for l = 1:3;
                    if Accuracy_over(i, j) == Values_of_Indicators(l);
                        NOVICV(c, j, l) = NOVICV(c, j, l) + 1;
                    end
                end
            end
        end
    end
end

%Formation of NOVI%
%Initialization of NOVI%
NOVI = zeros(I, 3); %Number of Occurrences of Value l of Indicator j%

%Computation of NOVI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
```

```

        NOVI(j, 1) = NOVI(j, 1) + NOVICV(c, j, 1);
    end
end
end

%Formation of Gini Impurity%
%Initialization of P and NOVI%
TP = zeros(I, 3);           %Temporary Probability%
GI1 = zeros(I, 3);         %Gini Impurity of Value 1 of Indicator j%
GI = zeros(I, 1);          %Gini Impurity of Indicator j%

%Computation of GI%
for j = 1:I;
    for l = 1:3;
        for c = 1:C;
            if NOVI(j, l) ~= 0;
                TP(j, l) = TP(j, l) + (NOVICV(c, j, l) / NOVI(j, l))^2;
            end
        end
        GI1(j, l) = 1 - TP(j, l);
        GI(j) = GI(j) + NOVI(j, l) / A2 * GI1(j, l);
    end
end

%Discovery of the Indicator with the Minimum GI%
MIN = min(GI);
for j = 1:I;
    if GI(j) == MIN;
        SI8 = j;           %Split Indicator%
    end
end

%Presentation of the Split Indicator of the Accuracy over 0.75
branch%
display ('The Split Indicator of the Accuracy over 0.75 branch is');
display (New_Types_of_Nodes_2(SI8));
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%END%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

Αλγόριθμος Αρχικής Προσέγγισης ΠΜΚ και ΠΠ

```
clear all;
clc;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%Initial Approximation of PTS and PE Tables%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Input of Number of Training Samples TS, States and Emissions O%
TS = input('Give Number of Training Samples TS=');
S = 9;
E = 9;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%COMMENT%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Types of States%
%1: 'good' physical condition and 'good' psychological condition%
%2: 'good' physical condition and 'moderate' psychological condition%
%3: 'good' physical condition and 'bad' psychological condition%
%4: 'moderate' physical condition and 'good' psychological condition%
%5: 'moderate' physical condition and 'moderate' psychological condition%
%6: 'moderate' physical condition and 'bad' psychological condition%
%7: 'bad' physical condition and 'good' psychological condition%
%8: 'bad' physical condition and 'moderate' psychological condition%
%9: 'bad' physical condition and 'bad' psychological condition%

%Types of Observations%
%1: 3 or more seconds earlier%
%2: 1 to 3 seconds earlier%
%3: 1 second earlier to 1 second later%
%4: 1 to 3 seconds later%
%5: 3 to 5 seconds later%
%6: 5 to 7 seconds later%
%7: 7 to 10 seconds later%
%8: 10 to 13 seconds later%
%9: 13 or more seconds later%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%Input of symbolic values of Types of States and Types of Observations%
Types_of_States = {1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9};
Types_of_Emissions = {1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9};

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%COMMENT%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%The first row of the Data Matrix holds the training Sequence of States%
%The second row of the Data Matrix holds the training Sequence of
Observations%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%Formation of Data Matrix%
Data = xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx', 'HMM', 'B2:AY3');

%Formation of Sequence of States and Sequence of Observations Matrixes%
Sequence_of_States = Data(1,:);
Sequence_of_Emissions = Data(2,:);
```



```

%Transformation of Cells to Matrixes%
Types_of_States = cell2mat(Types_of_States);
Types_of_Emissions = cell2mat(Types_of_Emissions);

%Initial Approximation of PTS%
%Initialization of NTS%
NTS = zeros(S, S);           %Number of Transitions of States%

%Computation of Initial Approximation of PTS%
for s = 1:(TS - 1);
    for i = 1:S;
        if Sequence_of_States(s) == Types_of_States(i);
            for j = 1:S;
                if Sequence_of_States(s+1) == Types_of_States(j);
                    NTS(i, j) = NTS(i, j) + 1;
                end
            end
        end
    end
end
PTS = NTS / (TS - 1);       %Probabilities of Transitions of States%

%Initial Approximation of PE%
%Initialization of NE%
NE = zeros(S, S);          %Number of Emissions%

%Computation of Initial Approximation of PE%
for s = 1:(TS - 1);
    for j = 1:S;
        if Sequence_of_States(s) == Types_of_States(j);
            for i = 1:E;
                if Sequence_of_Emissions(s) == Types_of_Emissions(i);
                    NE(i, j) = NE(i, j) + 1;
                end
            end
        end
    end
end
PE = NE / TS;               %Probabilities of Emissions%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%END%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

Αλγόριθμος Προσδιορισμού ΠΜΚ και ΠΠ - Forward Backward Algorithm (FBA) και Πρόβλεψης Χρονικής Απόκλισης για βήμα W+1 – Forward Algorithm (FA)

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%Determination of PTS and PE%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Input of Initialized Data ID, Initial Approximations of PTS and PE%
ID = xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx','Initialization','B2:J2');
PTS = xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx','PTS','B2:J10');
%Probabilities of Transition of States%
PE = xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx','PE','B2:J10');
%Probabilities of Emissions%

%Input of Number of States S and of Number of Emissions E%
S = 9;
E = 7;

%Input of Human Activity Indicator HAI, of Human Task Step W%
HAI = input('Give Human Activity Indicator = ');
W = input('Give Step W = ');

%Input of Sequence of States%
for s = 1:W;
    display ('For Step');
    display (s);
    SE(s) = input('Give Emission = ');           %Sequence of States%
end

if HAI == 1;
    if W == 0;
        display ('The Model is not able to provide a prediction for the
1st Step');

    elseif W == 1;

        %Initialization of Probability p%
        p = zeros(E, 1);

        %Computation of p%
        for e = 1:E;
            for s = 1:S;
                p(e) = p(e) + PE(s, e);
            end
        end

        %Discovery of the Observation with the Maximum p%
        MAX = max(p);
        for e = 1:E;
            if p(e) == MAX;
                MPE = e;                       %Most Probable Emission%
            end
        end
    end
end
```

```

%Presentation of the Most Probable Emission%
display ('The Most Probable Emission for the 2nd Step is');
display (MPE);

%Forward Backward Algorithm - FBA%
%Forward Algorithm - FA%
%Formation of Forward Variable f%
%Initialization of f (Step 1)%
for s = 1:S;
    f(s, 1) = ID(s) * PE(SE(1), s);           %Forward Variable%
end

else

%Forward Backward Algorithm - FBA%
%Forward Algorithm - FA%
%Formation of Forward Variable f%
%Computation of f for Step W%
for j = 1:S;
    f(j, W) = 0;
    for i = 1:S;
        tf(i) = f(i, (W-1)) * PTS(i, j) * PE(SE(W), j);
        %Temporary Forward Variable%
        f(j, W) = f(j, W) + tf(i);
    end
end

%Computation of Forward Probability fp%
fp = 0;
for s = 1:S;
    fp = fp + f(s, W);           %Forward Probability%
end

%Backward_Algorithm_BA%
%Formation of Backward Variable b%
%Initialization of b (Step W)%
for s = 1:S;
    b(s, W) = 1;           %Backward Variable%
end

%Computation of b from Step W-1 to Step 1%
for t = (W-1):-1:1;
    for i = 1:S;
        b(i, t) = 0;
        for j = 1:S;
            tb(j) = PTS(i, j) * PE(SE(t+1), j) * b(j, (t+1));
            %Temporary Backward Variable%
            b(i, t) = b(i, t) + tb(j);
        end
    end
end

```

```

end

%Computation of Backward Probability bp%
bp = 0;
for s = 1:S;
    bp = bp + ID(s) * PE(SE(1), s) * b(s, 1);
    %Backward Probability%
end

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%COMMENT%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%e represents the probability of the system to be at State Ki%
%for step t and at State Kj for step t+1%
%For its computation, the formation of the intermediate%
%probability th is needed%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%Formation of temporary probability th%
for i = 1:S;
    for j = 1:S;
        th(i,j,(W-1)) = f(i,(W-1))*PTS(i,j)*PE(SE(W),j)*b(j,W);
    end
end

%Computation of Probability of Sequence of Emissions PSE%
PSE = 0;          %Probability of Sequence of Emissions%
for s = 1:S;
    tPSE = f(s, W) * b(s, W);
    PSE = PSE + tPSE;
end

%Computation of Probability h%
h = th / PSE;

%Formation of PTS%
for i = 1:S;

    %Initialization of the intermediate variables%
    nPTS = 0;          %Numerator of PTS%
    tdPTS = 0;        %Temporary Denominator of PTS%
    dPTS = 0;          %Denominator of PTS%

    %Computation of PTS%
    for j = 1:S;
        for t = 1:(W-1);
            for k = 1:S;
                tdPTS = tdPTS + h(i, k, t);
            end
            nPTS = nPTS + h(i, j, t);
        end
    end
end

```

```

        dPTS = dPTS + tdPTS;
    end
    PTS(i, j) = nPTS / dPTS;
end
end

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%COMMENT%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%o represents the probability of the system to be at State Kj%
%for step t%
%For its computation, the formation of the intermediate%
%probability to is needed%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%Formation of temporary probability to%
for s = 1:S;
    to(i, W) = f(i, W) * b(i, W);
end

%Computation of Probability o%
o = to / PSE;

%Formation of PE%
for s = 1:S;

    %Initialization of the intermediate variables%
    nPE = 0;                %Numerator of PE%
    dPE = 0;                %Denominator of PE%

    %Computation of PE%
    for t = 1:W;
        nPE = nPE + o(SE(W), t);
        dPE = dPE + o(s, t);
    end
    PE(SE(W), s) = nPE / dPE;
end

%Initialization of Probability p%
p = zeros(E, 1);

%Formation f for Step w+1%
for e = 1:E;
    for j = 1:S;

        %Initialization of f_w+1%
        f_w_plus_1(j, e) = 0;    %Forward Variable for Step W+1%

        %Computation f for Step w+1%
        for i = 1:S;
            f_w_plus_1(j, e) = f_w_plus_1(j, e) + f(i, W) * PTS(i, j) * PE(e, j);
        end
    end
end

```



```
        end
        p(e) = p(e) + f_w_plus_1(j, e);
    end
end

%Discovery of the Observation with the Maximum p%
MAX = max(p);
for e = 1:E;
    if p(e) == MAX;
        MPE = e;                                %Most Probable Emission%
    end
end

%Presentation of the Most Probable Emission%
display ('The Most Probable Emission is');
display (MPE);

end
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%END%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

Γενετικός Αλγόριθμος Ανάθεσης Καθηκόντων

```
clear all;
clc;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%Task
Allocation Genetic
Algorithm%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Input of Names of Tasks, Gauge Worktimes of Human and Robot, DT
Classes, HMM Observations, Initialized Data ID, Initial Approximations
of PTS and PE%
[Names_of_Tasks, txt] =
xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx','Names of Tasks','B2:W2');
Worktimes_of_Human =
xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx','Worktimes','B4:W4');
Worktimes_of_Robot =
xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx','Worktimes','B5:W5');
DT_Classes = xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx','DT
Results','B2:W2');
HMM_Observations = xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx','HMM
Observations','B2:J2');
ID =
xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx','Initialization','B2:J2');
PTS = xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx','PTS','B2:J10');
%Probabilities of Transition of States%
PE = xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx','PE','B2:J10');
%Probabilities of Emissions%

%Input of Number of Tasks T, Number of States S and of Number of
Emissions E%
T = 22;
S = 9;
E = 7;

%Determination of the Functional Constants of the GA%
NIND = 70; %Number of Individuals per
Subpopulations%
NVAR = T; %Number of Variables%
MAXGEN = 200; %Number of Maximum Generations%
GENGAP = 62/70; %Generational Gap%
BRP = 1; %Binary Representation Precision%
CR = 0.7; %Crossover Rate%
MR = 0.05; %Mutation Rate%

%Initialization of Variables and Counters%
RTW = 0; %Real_Total_Worktime%
THAW = 0; %Total_Human_Allocated_Worktime%
TRAW = 0; %Total_Robot_Allocated_Worktime%
TDTR = 0; %Total Dead Time of Robot%
```

```

TDTH = 0; %Total Dead Time of Human%
GEN = 0; %Generational Counter%
CTC = 0; %Completed_Tasks_Counter%
HAI = 0; %Human Activity Indicator%
RAI = 0; %Robot Activity Indicator%
WHT = 0; %Working Human Task%
WRT = 0; %Working Robot Task%
L = 0; %L Counter for Cooperation%
W = 0; %Step of Human Task for the HMM%
NT = zeros(NIND, 1); %New Task%
HT = zeros(NIND, 1); %Hold Task%
MAP = zeros(1, NVAR); %Map of the process%
SHT = zeros(1, NVAR); %Sequence of Human Tasks%
SRT = zeros(1, NVAR); %Sequence of Robot Tasks%
HB = 0; %Human Break%
RB = 0; %Robot Break%

%Initialization of Counters of Remaining Tasks Executable by Human and
by Robot%
CRTEH = 0;
CRTER = 0;

%Computation of Counters of Remaining Tasks Executable by Robot and by
Human%
for t = 1:T;
    if DT_Classes(t) == 1;
        CRTEH = CRTEH + 1;
    elseif DT_Classes(t) == 2;
        CRTER = CRTER + 1;
    else
        CRTEH = CRTEH + 1;
        CRTER = CRTER + 1;
    end
end

%For speed limitations%
SE = zeros(1, CRTEH);
f = zeros(S, CRTEH);
b = zeros(S, CRTEH);
tf = zeros(S, 1);
th = zeros(S, S, CRTEH);
to = zeros(S, CRTEH);
f_w_plus_1 = zeros (S, E);

%Initialization of the Population%
Chrom = xlsread('C:\Users\Litsas\Desktop\Data.xlsx', 'Chrom', 'B2:W71');
%Chromosomes%

```



```

%Initialization of Task Counter t%
t = 1;

while t <= 5;

    %Start of the GA%
    while GEN <= MAXGEN;

        %Preparation Branch%
        %Counting of Completed Tasks of the Population's Members%
        %Initialization of NCT%
        NCT = zeros(NIND, 1);           %Number of Completed Tasks%

        %Computation of NCT%
        for i = 1:NIND;
            for j = 1:NVAR;
                if Chrom(i, j) == 1;
                    NCT(i) = NCT(i) + 1;
                end
            end
        end

        %Formation of Weight of Completed Tasks WCT%
        %Initialization of WCT%
        WCT = ones(NIND, 1);           %Weight of Completed Tasks%

        %Computation of WCT%
        for i = 1:NIND;
            if NCT(i) == (CTC + 1);
                R = 0;
                for j = 1:NVAR;
                    if MAP(j) ~= Chrom(i, j);
                        R = R + 1;
                        NT(i) = j;
                    end
                end
                if R ~= 1
                    WCT(i) = 1000000;
                    NT(i) = 0;
                end
            else
                WCT(i) = 1000000;
            end
        end

        %Formation of Contributor of Priority CP%
        %Initialization of CP%

```

```

CP = ones(NIND, NVAR); %Contributor of Priority%

%Computation of CP%
for i = 1:NIND;

    %For the facilitation of the GA the ''bad'' solutions of the
    population are excluded%
    if WCT(i) ~= 1000000;

        %CP of Task B%
        if Chrom(i, 2) == 1;
            if Chrom(i, 1) == 0;
                CP(i, 2) = 100000;
            elseif WHT == 1 || WRT == 1;
                CP(i, 2) = 1000;
                HT(i) = 2;
            end
        end

        %CP of Task C%
        if Chrom(i, 3) == 1;
            if Chrom(i, 1) == 0;
                CP(i, 3) = 100000;
            elseif WHT == 1 || WRT == 1;
                CP(i, 3) = 1000;
                HT(i) = 3;
            end
        end

        %CP of Task D%
        if Chrom(i, 4) == 1;
            if Chrom(i, 2) == 0;
                CP(i, 4) = 100000;
            elseif WHT == 2 || WRT == 2;
                CP(i, 4) = 1000;
                HT(i) = 4;
            end
        end

        %CP of Task E%
        if Chrom(i, 5) == 1;
            if Chrom(i, 3) == 0;
                CP(i, 5) = 100000;
            elseif WHT == 3 || WRT == 3;
                CP(i, 5) = 1000;
                HT(i) = 5;
            end
        end
    end
end

```

```

%CP of Task G%
if Chrom(i, 7) == 1;
    if Chrom(i, 5)==0 || Chrom(i, 6)==0 || Chrom(i, 15)==0;
        CP(i, 7) = 100000;
    elseif WHT == 5 || WRT == 5 || WHT == 6 || WRT == 6
|| WHT == 15 || WRT == 15;
        CP(i, 7) = 1000;
        HT(i) = 7;
    end
end

%CP of Task H%
if Chrom(i, 8) == 1 ;
    if Chrom(i, 7) == 0;
        CP(i, 8) = 100000;
    elseif WHT == 7 || WRT == 7;
        CP(i, 8) = 1000;
        HT(i) = 8;
    end
end

%CP of Task I%
if Chrom(i, 9) == 1;
    if Chrom(i, 8) == 0;
        CP(i, 9) = 100000;
    elseif WHT == 8 || WRT == 8;
        CP(i, 9) = 1000;
        HT(i) = 9;
    end
end

%CP of Task J%
if Chrom(i, 10) == 1;
    if Chrom(i, 9) == 0;
        CP(i, 10) = 100000;
    elseif WHT == 9 || WRT == 9;
        CP(i, 10) = 1000;
        HT(i) = 10;
    end
end

%CP of Task K%
if Chrom(i, 11) == 1;
    if Chrom(i, 9) == 0;
        CP(i, 11) = 100000;
        elseif WHT == 9 || WRT == 9;
        CP(i, 11) = 1000;
        HT(i) = 11;
    end
end

```

```

%CP of Task L%
if Chrom(i, 12) == 1;
    if Chrom(i, 11) == 0;
        CP(i, 12) = 100000;
    elseif WHT == 11 || WRT == 11;
        CP(i, 12) = 1000;
        HT(i) = 12;
    end
end

%CP of Task M%
if Chrom(i, 13) == 1;
    if Chrom(i, 12) == 0;
        CP(i, 13) = 100000;
    elseif WHT == 12 || WRT == 12;
        CP(i, 13) = 1000;
        HT(i) = 13;
    end
end

%CP of Task N%
if Chrom(i, 14) == 1;
    if Chrom(i, 4) == 0;
        CP(i, 14) = 100000;
    elseif WHT == 4 || WRT == 4;
        CP(i, 14) = 1000;
        HT(i) = 14;
    end
end

%CP of Task O%
if Chrom(i, 15) == 1;
    if Chrom(i, 14) == 0;
        CP(i, 15) = 100000;
    elseif WHT == 14 || WRT == 14;
        CP(i, 15) = 1000;
        HT(i) = 15;
    end
end

%CP of Task P%
if Chrom(i, 16) == 1;
    if Chrom(i, 9) == 0;
        CP(i, 16) = 100000;
    elseif WHT == 9 || WRT == 9;
        CP(i, 16) = 1000;
        HT(i) = 16;
    end
end
end

```

```

%CP of Task Q%
if Chrom(i, 17) == 1;
    if Chrom(i, 16) == 0;
        CP(i, 17) = 100000;
    elseif WHT == 16 || WRT == 16;
        CP(i, 17) = 1000;
        HT(i) = 17;
    end
end

%CP of Task R%
if Chrom(i, 18) == 1;
    if Chrom(i, 16) == 0;
        CP(i, 18) = 100000;
    elseif WHT == 16 || WRT == 16;
        CP(i, 18) = 1000;
        HT(i) = 18;
    end
end

%CP of Task S%
if Chrom(i, 19) == 1;
    if Chrom(i, 18) == 0;
        CP(i, 19) = 100000;
    elseif WHT == 18 || WRT == 18;
        CP(i, 19) = 1000;
        HT(i) = 19;
    end
end

%CP of Task U%
if Chrom(i, 21) == 1;
    if Chrom(i, 20) == 0;
        CP(i, 21) = 100000;
    elseif WHT == 20 || WRT == 20;
        CP(i, 21) = 1000;
        HT(i) = 21;
    end
end

%CP of Task V%
if Chrom(i, 22) == 1;
    if Chrom(i, 21) == 0;
        CP(i, 22) = 100000;
    elseif WHT == 21 || WRT == 21;
        CP(i, 22) = 1000;
        HT(i) = 22;
    end
end
end

```

```

%Formation of Contributor of Cooperation 1 CCOP1%
%Initialization of CCOP1%
CCOP1(1:NIND,1) = 50;           %Contributor of Cooperation 1%

%Computation of CCOP1%
for i = 1:NIND;
    if WCT(i) ~= 1000000;
        if NCT(i) >= 15;
            if DT_Classes(NT(i)) == 4;
                CCOP1(i) = 0.01;
            end
        end
    end
end

%Branch of Robot Task Allocation%
if RAI == 0 && CRTER ~= 0 && RB == 0;

    %Formation of Contributor of Suitability of Workforce CSW%
    %Initialization of CSW%
    CSW = ones(NIND, 1); %Contributor of Suitability of Workforce%

    %Computation of CSW%
    for i = 1:NIND;
        if WCT(i) ~= 1000000;
            if DT_Classes(NT(i)) == 1;
                CSW(i) = 10000;
            elseif DT_Classes(NT(i)) == 3;
                CSW(i) = 10;
            elseif DT_Classes(NT(i)) == 4;
                CSW(i) = 0.5;
            end
        end
    end

    %Formation of Contributor of Cooperation 2 CCOP2%
    %Initialization of CCOP2%
    CCOP2(1:NIND,1) = 100;       %Contributor of Cooperation 2%

    %Computation of CCOP2%
    for i = 1:NIND;
        if WCT(i) ~= 1000000;
            if HAI == 1;
                if abs(THAW-(RTW+Worktimes_of_Robot(NT(i))))<8.5;
                    if DT_Classes(NT(i)) == 4;
                        CCOP2(i) = 0.01;
                    end
                end
            end
        end
    end
end

```

```

end

%Formation of Contributor of Division CD%
%Initialization of CD%
CD = ones(NIND, 1); %Contributor of Division%

%Computation of CD%
for i = 1:NIND;
    if WCT(i) ~= 1000000;
        if NCT(i) >= 17;

            %Initialization of Counters of Classes 2 and 3%
            C2 = 0; %Counter of Classes 2%
            C3 = 0; %Counter of Classes 3%

            %Counting of Counters of Classes 2 and 3%
            for j = 1:T;
                if Chrom(i, j) == 0;
                    if DT_Classes(j) == 2;
                        C2 = C2 + 1;
                    elseif DT_Classes(j) == 3;
                        C3 = C3 + 1;
                    end
                end
            end
            end

            %Computational Condition of CD%
            if C3 <= C2;
                if DT_Classes(NT(i)) == 3;
                    CD(i) = 100;
                end
            end
        end
    end
end

%Evaluation of Members of the Population through the
Objective Function of Robot OFR%
OV = OFR(Chrom, NIND, NVAR, NT, WCT, CP, CCOP1, CSW, CCOP2,
CD, THAW, RTW, Worktimes_of_Robot, HAI); %Objective Value%

%Discovery of the Member with the lowest OV%
Best = min(OV);

if GEN < MAXGEN;

    %Ranking of Members of the Ancestors' Population through
the Fitness Value FV%
    FV = ranking(OV); %Fitness Value%

    %Selection of Members of the Ancestors' Population for
Breeding%
    NewChrom = select('sus', Chrom, FV, GENGAP);

```

```

                                %Crossover within the Selected Members of the Ancestors'
Population%
                                NewChrom = recomb('xovsp', NewChrom, CR);

                                %Mutation of the Selected Members of the Ancestors'
Population%
                                NewChrom = mut(NewChrom, MR);

                                %Evaluation of Members of the Predecessors' Population
                                through the Objective Function of Robot OFR%
                                NewOV = OFR(NewChrom, GENGAP*NIND, NVAR, NT, WCT, CP,
                                CCOP1, CSW, CCOP2, CD, THAW, RTW, Worktimes_of_Robot, HAI);

                                %Genesis of New Population%
                                [Chrom, OV] = reins(Chrom, NewChrom, 1, 1, OV, NewOV);
                                end

                                %Increase of the Generational Counter by 1%
                                GEN = GEN + 1;

                                %Branch of Human Task Allocation%
                                elseif HAI == 0 && CRTEH ~= 0 && HB == 0;

                                %Formation of Contributor of Suitability of Workforce CSW%
                                %Initialization of CSW%
                                CSW = ones(NIND, 1); %Contributor of Suitability of Workforce%

                                %Computation of CSW%
                                for i = 1:NIND;
                                    if WCT(i) ~= 1000000;
                                        if DT_Classes(NT(i)) == 2;
                                            CSW(i) = 10000;
                                        elseif DT_Classes(NT(i)) == 3;
                                            CSW(i) = 10;
                                        elseif DT_Classes(NT(i)) == 4;
                                            CSW(i) = 0.5;
                                        end
                                    end
                                end

                                %Formation of Contributor of Cooperation 2 CCOP2%
                                %Initialization of CCOP2%
                                CCOP2(1:NIND,1) = 100;

                                %Computation of CCOP2%
                                for i = 1:NIND;
                                    if WCT(i) ~= 1000000;

```



```

        if RAI == 1;
            if abs(TRAW-(RTW+Worktimes_of_Human(NT(i))+HWD))<8.5;
                if DT_Classes(NT(i)) == 4;
                    CCOP2(i) = 0.01;
                end
            end
        end
    end
end

%Formation of Contributor of Division CD%
%Initialization of CD%
CD = ones(NIND, 1);           %Contributor of Division%

%Computation of CD%
for i = 1:NIND;
    if WCT(i) ~= 1000000;
        if NCT(i) >= 17;

            %Initialization of Counters of Classes 1 and 3%
            C1 = 0;           %Counter of Classes 1%
            C3 = 0;           %Counter of Classes 3%

            %Counting of Counters of Classes 1 and 3%
            for j = 1:T;
                if Chrom(i,j) == 0;
                    if DT_Classes(j) == 1;
                        C1 = C1 + 1;
                    elseif DT_Classes(j) == 3;
                        C3 = C3 + 1;
                    end
                end
            end

            %Computational Condition of CD%
            if C3 <= C1;
                if DT_Classes(NT(i)) == 3;
                    CD(i) = 100;
                end
            end
        end
    end
end

%Evaluation of Members of the Population through the
Objective Function of Human OFH%
OV = OFH(Chrom, NIND, NVAR, NT, WCT, CP, CCOP1, CSW, CCOP2,
CD, TRAW, RTW, Worktimes_of_Human, HWD, RAI);           %Objective Value%

%Discovery of the Member with the lowest OV%
Best = min(OV);

if GEN < MAXGEN;

```

```

        %Ranking of Members of the Ancestors' Population through
the Fitness Value FV%
        FV = ranking(OV); %Fitness Value%

        %Selection of Members of the Ancestors' Population for
Breeding%
        NewChrom = select('sus', Chrom, FV, GENGAP);

        %Crossover within the Selected Members of the Ancestors'
Population%
        NewChrom = recomb('xovsp', NewChrom, CR);

        %Mutation of the Selected Members of the Ancestors'
Population%
        NewChrom = mut(NewChrom, MR);

        %Evaluation of Members of the Predecessors' Population
through the Objective Function of Robot OFH%
        NewOV = OFH(NewChrom, GENGAP*NIND, NVAR, NT, WCT, CP,
CCOP1, CSW, CCOP2, CD, TRAW, RTW, Worktimes_of_Human, HWD, RAI);

        %Genesis of New Population%
        [Chrom, OV] = reins(Chrom, NewChrom, 1, 1, OV, NewOV);
    end

    %Increase of the Generational Counter by 1%
    GEN = GEN + 1;
end
end

%Determination of the Best Solution%
S = 0;
for i = 1:NIND;
    if OV(i) == Best && S == 0;
        R = 0;
        S = S + 1;
        for j = 1:T
            if MAP(j) ~= Chrom(i,j);
                Best_Predecessor = i;
                Best_Task = j;
                R = R + 1;
                Solution = Chrom(i,:);
            end
        end
    end
end
end
end

```

```

%Check if there is a Solution%
if R == 1 && Best <= 10000;

    %Analysis of the Best Solution Concerning the Robot%
    if RAI == 0 && CRTER ~= 0 && RB == 0;

        %L Counter for Cooperation%
        if L == 1;
            L = 0;
        end

        %Check of Cooperation or Non-Cooperation Task%
        if DT_Classes(Best_Task) == 4;
            if HAI == 1;
                RTW = THAW;
                DTR = THAW - TRAW;
                TDTR = TDTR + DTR;

                %Input of the HMM Observation with the highest
probability%
                if W == 0;
                    MPE = input('The Model is not able to provide a
prediction for the 1st Step. Give me your prediction. ');

                    %Increase of W by 1%
                    W = W +1;

                    %Sequence of Emissions of Human%
                    SE(W) = MPE;

                    %Human Worktime Deviation%
                    HWD = HMM_Observations(MPE);
                    %Human Worktime Deviation%

                elseif W == 1;

                    %Initialization of Probability p%
                    p = zeros(E, 1);

                    %Computation of p%
                    for e = 1:E;
                        for s = 1:S;
                            p(e) = p(e) + PE(s, e);
                        end
                    end

                    %Discovery of the Observation with the Maximum p%
                    MAX = max(p);
                    for e = 1:E;

```

```

        if p(e) == MAX;
            MPE = e;           %Most Probable Emission%
        end
    end

    %Presentation of the Most Probable Emission%
    display ('The Most Probable Emission for the 2nd
Step is');

    display (MPE);

    %Increase of W by 1%
    W = W +1;

    %Sequence of Emissions of Human%
    SE(W) = MPE;

    %Human Worktime Deviation%
    HWD = HMM_Observations(MPE);

    %Forward Backward Algorithm - FBA%
    %Forward Algorithm - FA%
    %Formation of Forward Variable f%
    %Initialization of f (Step 1)%
    for s = 1:S;
        f(s, 1) = ID(s)*PE(SE(1), s);%Forward Variable%
    end

else
    %Forward Backward Algorithm - FBA%
    %Forward Algorithm - FA%
    %Formation of Forward Variable f%
    %Computation of f for Step W%
    for j = 1:S;
        f(j, W) = 0;
        for i = 1:S;
            tf(i) = f(i, (W-1))*PTS(i,j)*PE(SE(W), j);
            %Temporary Forward Variable%
            f(j, W) = f(j, W) + tf(i);
        end
    end

    %Computation of Forward Probability fp%
    fp = 0;
    for s = 1:S;
        fp = fp + f(s, W);           %Forward Probability%
    end
end

```

```

%Backward_Algorithm_BA%
%Formation of Backward Variable b%
%Initialization of b (Step W)%
for s = 1:S;
    b(s, W) = 1;           %Backward Variable%
end

%Computation of b from Step W-1 to Step 1%
for t = (W-1):-1:1;
    for i = 1:S;
        b(i, t) = 0;
        for j = 1:S;
            tb(j)=PTS(i,j)*PE(SE(t+1),j)*b(j, (t+1));
            %Temporary Backward Variable%
            b(i, t) = b(i, t) + tb(j);
        end
    end
end

%Computation of Backward Probability bp%
bp = 0;
for s = 1:S;
    bp = bp + ID(s) * PE(SE(1), s) * b(s, 1);
    %Backward Probability%
end

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%COMMENT%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%e represents the probability of the system to be at State Ki for step%
%t and at State Kj for step t+1%
%For its computation, the formation of the intermediate probability th%
%is needed%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%Formation of temporary probability th%
for i = 1:S;
    for j = 1:S;
        th(i, j, (W-1)) = f(i, (W-1)) * PTS(i, j)
* PE(SE(W), j) * b(j, W);
    end
end

%Computation of Probability of Sequence of
Emissions PSE%

PSE = 0; %Probability of Sequence of Emissions%
for s = 1:S;
    tPSE = f(s, W) * b(s, W);
    PSE = PSE + tPSE;
end

```

```

%Computation of Probability h%
h = th / PSE;

%Formation of PTS%
for i = 1:S;

    %Initialization of the intermediate variables%
    tdPTS = 0;          %Temporary Denominator of PTS%
    nPTS = 0;          %Denominator of PTS%
    dPTS = 0;          %Numerator of PTS%

    %Computation of PTS%
    for j = 1:S;
        for t = 1:(W-1);
            for k = 1:S;
                tdPTS = tdPTS + h(i, k, t);
            end
            nPTS = nPTS + h(i, j, t);
            dPTS = dPTS + tdPTS;
        end
        PTS(i, j) = nPTS / dPTS;
    end
end
end

```

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%COMMENT%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%o represents the probability of the system to be at State Kj for step t%
%For its computation, the formation of the intermediate probability to%
%is needed%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

```

%Formation of temporary probability to%
for s = 1:S;
    to(i, W) = f(i, W) * b(i, W);
end

```

```

%Computation of Probability o%
o = to / PSE;

```

```

%Formation of PE%
for s = 1:S;

    %Initialization of the intermediate variables%
    dPE = 0;          %Denominator of PE%
    nPE = 0;          %Numerator of PE%

```

```

        %Computation of PE%
        for t = 1:W;
            nPE = nPE + o(SE(W), t);
            dPE = dPE + o(s, t);
        end
        PE(SE(W), s) = nPE / dPE;
    end

    %Formation f for Step w+1%
    for e = 1:E;

        %Initialization of Probability p%
        p(e) = 0;
        for j = 1:S;

            %Initialization of f_w+1%
            f_w_plus_1(j, e) = 0;
            %Forward Variable for Step W+1%

            %Computation f for Step w+1%
            for i = 1:S;
                f_w_plus_1(j, e) = f_w_plus_1(j, e) +
f(i, W) * PTS(i, j) * PE(e, j);
            end
            p(e) = p(e) + f_w_plus_1(j, e);
        end
    end

    %Discovery of the Observation with the Maximum p%
    MAX = max(p);
    for e = 1:E;
        if p(e) == MAX;
            MPE = e;           %Most Probable Emission%
        end
    end

    %Presentation of the Most Probable Emission%
    display ('The Most Probable Emission is');
    display (MPE);

    %Increase of W by 1%
    W = W + 1;

    %Sequence of Emissions of Human%
    SE(W) = MPE;

    %Human Worktime Deviation%

```

```

        HWD = HMM_Observations(MPE);
    end
else
    RTW = TRAW;
end
TTH = Worktimes_of_Human(Best_Task) + HWD;
TTR = TTH;
THAW = RTW + TTH;
TRAW = RTW + TTR;
RTW = THAW;
RAI = 0;
HAI = 0;
TTR = 0;
TTH = 0;
WRT = 0;
WHT = 0;
L = 1;
CRTER = CRTER - 1;
CRTEH = CRTEH - 1;

%Presentation of Cooperation Task%
display ('The robot and the human should perform the task');
display (txt(Best_Task));

%Determination of Values Variables and Counters%
MAP = Solution;
SRT(t) = WRT;
SHT(t) = WHT;

%Check if Task on Hold%
elseif Best_Task == HT(Best_Predecessor);
    RTW = THAW;
    DTR = THAW - TRAW;
    TDTR = TDTR + DTR;
    TTH = 0;
    HAI = 0;
    WHT = 0;
    TTR = Worktimes_of_Robot(Best_Task);
    TRAW = RTW + TTR;
    RAI = 1;
    WRT = Best_Task;
    CRTER = CRTER - 1;

%Presentation of Cooperation Task%
display ('After the human completes his task , the robot
should perform the task');
display (txt(Best_Task));

```



```

        %Determination of Values Variables and Counters%
        MAP = Solution;
        SRT(t) = WRT;

    %General Scenario%
    else
        TTR = Worktimes_of_Robot(Best_Task);
        TRAW = TRAW + TTR;
        RAI = 1;
        WRT = Best_Task;
        CRTER = CRTER - 1;
        if DT_Classes(Best_Task) == 3;
            CRTEH = CRTEH - 1;
        end

        %Presentation of Cooperation Task%
        display ('The robot should perform the task');
        display (txt(Best_Task));

        %Determination of Values Variables and Counters%
        MAP = Solution;
        SRT(t) = WRT;
    end

    %Analysis of the Best Solution Concerning the Human%
    elseif HAI == 0 && CRTEH ~= 0 && HB == 0;

        %L Counter for Cooperation%
        if L == 1;
            L = 0;
        end

        %Check of Cooperation or Non-Cooperation Task%
        if DT_Classes(Best_Task) == 4;
            if RAI == 1;
                RTW = TRAW;
                DTH = TRAW - THAW;
                TDTH = TDTH + DTH;
            else
                RTW = THAW;
            end
            end
            TTH = Worktimes_of_Human(Best_Task) + HWD;
            TTR = TTH;
            THAW = RTW + TTH;
            TRAW = RTW + TTR;
            RTW = THAW;
            RAI = 0;
            HAI = 0;
            TTR = 0;

```

```

TTH = 0;
WRT = 0;
WHT = 0;
L = 1;
CRTER = CRTER - 1;
CRTEH = CRTEH - 1;

%Presentation of Cooperation Task%
display ('The human and the robot should perform the task');
display (txt(Best_Task));

%Determination of Values Variables and Counters%
MAP = Solution;
SRT(t) = WRT;
SHT(t) = WHT;

%Check if Task on Hold%
elseif Best_Task == HT(Best_Predecessor);
    RTW = TRAW;
    DTH = TRAW - THAW;
    TDTH = TDTH + DTH;
    TTR = 0;
    RAI = 0;
    WRT = 0;
    TTH = Worktimes_of_Human(Best_Task) + HWD;
    THAW = RTW + TTH;
    HAI = 1;
    WHT = Best_Task;
    CRTEH = CRTEH - 1;

%Presentation of Cooperation Task%
display ('After the robot completes its task , the human
should perform the task');
display (txt(Best_Task));

%Determination of Values Variables and Counters%
MAP = Solution;
SHT(t) = WHT;

%General Scenario%
else
    TTH = Worktimes_of_Human(Best_Task) + HWD;
    THAW = THAW + TTH;
    HAI = 1;
    WHT = Best_Task;
    CRTEH = CRTEH - 1;
    if DT_Classes(Best_Task) == 3;
        CRTER = CRTER - 1;
    end
end

```

```

        %Presentation of Cooperation Task%
        display ('The human should perform the task');
        display (txt(Best_Task));

        %Determination of Values Variables and Counters%
        MAP = Solution;
        SHT(t) = WHT;
    end
end

%Increase of CTC by 1%
CTC = CTC + 1;

%Initialization of Breaks%
RB = 0;
HB = 0;

%Preparation for the next stage%
if RAI == 1 && HAI == 1;
    if TRAW < THAW;
        RTW = TRAW;
        RAI = 0;
        TTR = 0;
        WRT = 0;
    elseif TRAW > THAW;
        RTW = THAW;
        HAI = 0;
        TTH = 0;
        WHT = 0;
    else
        RTW = THAW;
        RAI = 0;
        HAI = 0;
        TTR = 0;
        TTH = 0;
        WRT = 0;
        WHT = 0;
    end
end

%Input of the HMM Observation with the highest probability%
if HAI == 0 && L == 0;
    if W == 0;
        MPE = input('The Model is not able to provide a
prediction for the 1st Step. Give me your prediction.');
```

%Increase of W by 1%

```

W = W + 1;

```

```

%Sequence of Emissions of Human%
SE(W) = MPE;

%Human Worktime Deviation%
HWD = HMM_Observations(MPE); %Human Worktime Deviation%

elseif W == 1;

%Initialization of Probability p%
p = zeros(E, 1);

%Computation of p%
for e = 1:E;
    for s = 1:S;
        p(e) = p(e) + PE(s, e);
    end
end

%Discovery of the Observation with the Maximum p%
MAX = max(p);
for e = 1:E;
    if p(e) == MAX;
        MPE = e; %Most Probable Emission%
    end
end

%Presentation of the Most Probable Emission%
display ('The Most Probable Emission for the 2nd Step is');
display (MPE);

%Increase of W by 1%
W = W +1;

%Sequence of Emissions of Human%
SE(W) = MPE;

%Human Worktime Deviation%
HWD = HMM_Observations(MPE);

%Forward Backward Algorithm - FBA%
%Forward Algorithm - FA%
%Formation of Forward Variable f%
%Initialization of f (Step 1)%
for s = 1:S;
    f(s, 1) = ID(s) * PE(SE(1), s); %Forward Variable%
end
else

```

```

%Forward Backward Algorithm - FBA%
%Forward Algorithm - FA%
%Formation of Forward Variable f%
%Computation of f for Step W%
for j = 1:S;
    f(j, W) = 0;
    for i = 1:S;
        tf(i) = f(i, (W-1)) * PTS(i, j) * PE(SE(W), j);
        %Temporary Forward Variable%
        f(j, W) = f(j, W) + tf(i);
    end
end

%Computation of Forward Probability fp%
fp = 0;
for s = 1:S;
    fp = fp + f(s, W);           %Forward Probability%
end

%Backward_Algorithm_BA%
%Formation of Backward Variable b%
%Initialization of b (Step W)%
for s = 1:S;
    b(s, W) = 1;               %Backward Variable%
end

%Computation of b from Step W-1 to Step 1%
for t = (W-1):-1:1;
    for i = 1:S;
        b(i, t) = 0;
        for j = 1:S;
            tb(j)=PTS(i,j)*PE(SE(t+1),j)*b(j, (t+1));
            %Temporary Backward Variable%
            b(i, t) = b(i, t) + tb(j);
        end
    end
end

%Computation of Backward Probability bp%
bp = 0;
for s = 1:S;
    bp = bp + ID(s) * PE(SE(1), s) * b(s, 1);
    %Backward Probability%
end

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%COMMENT%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%e represents the probability of the system to be at%
%State Ki for step t and at State Kj for step t+1%

```

```

%For its computation, the formation of the intermediate%
%probability th is needed%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%Formation of temporary probability th%
for i = 1:S;
    for j = 1:S;
        th(i, j, (W-1)) = f(i, (W-1)) * PTS(i, j) *
PE(SE(W), j) * b(j, W);
    end
end

%Computation of Probability of Sequence of Emissions PSE%
PSE = 0;          %Probability of Sequence of Emissions%
for s = 1:S;
    tPSE = f(s, W) * b(s, W);
    PSE = PSE + tPSE;
end

%Computation of Probability h%
h = th / PSE;

%Formation of PTS%
for i = 1:S;

    %Initialization of the intermediate variables%
    tdPTS = 0;          %Temporary Denominator of PTS%
    nPTS = 0;          %Denominator of PTS%
    dPTS = 0;          %Numerator of PTS%

    %Computation of PTS%
    for j = 1:S;
        for t = 1:(W-1);
            for k = 1:S;
                tdPTS = tdPTS + h(i, k, t);
            end
            nPTS = nPTS + h(i, j, t);
            dPTS = dPTS + tdPTS;
        end
        PTS(i, j) = nPTS / dPTS;
    end
end

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%o represents the probability of the system to be at%
%State Ki for step t%
%For its computation, the formation of the intermediate%
%probability to is needed%

```

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%Formation of temporary probability to%
for s = 1:S;
    to(i, W) = f(i, W) * b(i, W);
end

%Computation of Probability o%
o = to / PSE;

%Formation of PE%
for s = 1:S;

    %Initialization of the intermediate variables%
    dPE = 0; %Denominator of PE%
    nPE = 0; %Numerator of PE%

    %Computation of PE%
    for t = 1:W;
        nPE = nPE + o(SE(W), t);
        dPE = dPE + o(s, t);
    end
    PE(SE(W), s) = nPE / dPE;
end

%Formation f for Step w+1%
for e = 1:E;

    %Initialization of Probability p%
    p(e) = 0;
    for j = 1:S;

        %Initialization of f_w+1%
        f_w_plus_1(j, e) = 0;
        %Forward Variable for Step W+1%

        %Computation f for Step w+1%
        for i = 1:S;
            f_w_plus_1(j, e) = f_w_plus_1(j, e) + f(i, W)
* PTS(i, j) * PE(e, j);
        end
        p(e) = p(e) + f_w_plus_1(j, e);
    end
end

%Discovery of the Observation with the Maximum p%
MAX = max(p);

```

```

        for e = 1:E;
            if p(e) == MAX;
                MPE = e;                                %Most Probable Emission%
            end
        end

        %Presentation of the Most Probable Emission%
        display ('The Most Probable Emission is');
        display (MPE);

        %Increase of W by 1%
        W = W + 1;

        %Sequence of Emissions of Human%
        SE(W) = MPE;

        %Human Worktime Deviation%
        HWD = HMM_Observations(MPE);
    end
end
t = t + 1;
else
    if RAI == 0 && CRTER ~= 0;
        display ('No correct solution was found for the robot. Lets
try the human');
        RB = 0;
        if HAI == 1;
            RTW = THAW;
            DTR = THAW - TRAW;
            TDTR = TDTR + DTR;
            TTH = 0;
            HAI = 0;
            WHT = 0;
        else
            RTW = TRAW;
        end
    elseif HAI == 0 && CRTEH ~= 0;
        display ('No correct solution was found for the human. Lets
try the robot');
        HB = 0;
        if RAI == 1;
            RTW = TRAW;
            DTH = TRAW - THAW;
            TDTH = TDTH + DTH;
            TTR = 0;
            RAI = 0;
            WRT = 0;
        else

```




```
        RTW = THAW;
    end
end
end

%Initialization of Variables and Counters for the next stage%
GEN = 0;
NT = zeros(NIND, 1);
HT = zeros(NIND, 1);
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%END%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```