



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ

ΣΧΟΛΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ ΤΜΗΜΑ
ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Τίτλος Πτυχιακής Εργασίας	Χρήση ευφυών τεχνικών για τον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής και την Προληπτική Συντήρηση του Μηχανολογικού Εξοπλισμού / Use of Intelligent Techniques for Production Scheduling and Preventive Maintenance of Mechanical Equipment
Όνοματεπώνυμο Φοιτητή	Λεωνίδας Μαντζάρης
Πατρώνυμο	Ηρακλής
Αριθμός Μητρώου	Π21090
Επιβλέπων	Λιαγκούρας Κωνσταντίνος

28 Φεβρουαρίου 2026

Copyright ©

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν αποκλειστικά τον συγγραφέα και δεν αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Πανεπιστημίου Πειραιώς. Ως συγγραφέας της παρούσας εργασίας δηλώνω πως η παρούσα εργασία δεν αποτελεί προϊόν λογοκλοπής και δεν περιέχει υλικό από μη αναφερόμενες πηγές.

Περίληψη

Η παρούσα εργασία εξετάζει τη χρήση ευφυών τεχνικών στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής και στην προληπτική συντήρηση του μηχανολογικού εξοπλισμού, με στόχο τη διερεύνηση του τρόπου με τον οποίο οι μέθοδοι τεχνητής νοημοσύνης και οι σύγχρονες υπολογιστικές προσεγγίσεις μπορούν να βελτιώσουν την αποδοτικότητα των βιομηχανικών συστημάτων. Μέσα από βιβλιογραφική ανασκόπηση αναλύονται τεχνικές όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι, οι μεταευρετικές μέθοδοι, η μηχανική μάθηση και η βαθιά μάθηση, τόσο ως προς τη συμβολή τους στη βελτιστοποίηση του προγράμματος παραγωγής όσο και ως προς την έγκαιρη πρόβλεψη βλαβών και την υποστήριξη αποφάσεων συντήρησης. Η εργασία αναδεικνύει ότι ο αποτελεσματικός συνδυασμός χρονοπρογραμματισμού και συντήρησης μπορεί να περιορίσει τις απρογραμματίστες διακοπές, να αυξήσει τη διαθεσιμότητα του εξοπλισμού, να μειώσει το λειτουργικό κόστος και να ενισχύσει τη συνολική αξιοπιστία του παραγωγικού συστήματος. Παράλληλα, επισημαίνονται τα βασικά ερευνητικά κενά, όπως η περιορισμένη χρήση πραγματικών βιομηχανικών δεδομένων, η δυσκολία γενίκευσης των μοντέλων και η ανάγκη ανάπτυξης ολοκληρωμένων πλαισίων που να συνδυάζουν πρόβλεψη, βελτιστοποίηση και δυναμική λήψη αποφάσεων. Συμπερασματικά, οι ευφυείς τεχνικές αποτελούν κρίσιμο εργαλείο για τη μετάβαση προς πιο ευέλικτα, αποδοτικά και ανθεκτικά βιομηχανικά περιβάλλοντα.

Λέξεις-κλειδιά:

ευφυείς τεχνικές, χρονοπρογραμματισμός παραγωγής, προληπτική συντήρηση

Abstract

This thesis examines the use of intelligent techniques in production scheduling and preventive maintenance of mechanical equipment, aiming to investigate how artificial intelligence methods and modern computational approaches can improve the efficiency of industrial systems. Through a literature review, techniques such as genetic algorithms, metaheuristic methods, machine learning, and deep learning are analyzed in terms of their contribution both to production schedule optimization and to early fault prediction and maintenance decision support. The study highlights that the effective integration of scheduling and maintenance can reduce unplanned downtime, increase equipment availability, lower operating costs, and enhance the overall reliability of the production system. At the same time, the main research gaps are identified, including the limited use of real industrial data, the difficulty of generalizing models, and the need to develop integrated frameworks that combine prediction, optimization, and dynamic decision-making. In conclusion, intelligent techniques constitute a critical tool for the transition toward more flexible, efficient, and resilient industrial environments.

Keywords:

intelligent techniques, production scheduling, preventive maintenance

Ευχαριστίες

Η ολοκλήρωση της παρούσας πτυχιακής εργασίας σηματοδοτεί και το τέλος των προπτυχιακών σπουδών μου. Για τον λόγο αυτό θα ήθελα να ευχαριστήσω τους ανθρώπους που ήταν δίπλα μου και με στήριξαν σε όλη αυτή την διαδρομή. Αρχικά θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια και τους φίλους μου για την ψυχολογική τους υποστήριξη. Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω τους καθηγητές μου και ιδιαίτερα τον επιβλέποντα καθηγητή κ.Λιαγκούρα για τις υποδείξεις του καθ' όλη την διάρκεια της συνεργασίας μας, καθώς και για τον χρόνο που μου αφιέρωσε.

Πίνακας περιεχομένων

ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	9
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ	14
1.1 Χρονοπρογραμματισμός Παραγωγής.....	14
1.2 Ευφυείς Τεχνικές στον Χρονοπρογραμματισμό Παραγωγής	17
1.3 Προληπτική και Προβλεπτική Συντήρηση Μηχανολογικού Εξοπλισμού.....	20
1.4 Ευφυείς Τεχνικές στη Συντήρηση Μηχανολογικού Εξοπλισμού.....	23
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΟΙ ΣΚΟΠΟΙ	25
2.1 Εντοπισμός και Αξιολόγηση των Ευφρών Τεχνικών Χρονοπρογραμματισμού.....	25
2.2 Συγκριτική Αξιολόγηση Ευφρών και Κλασικών Μεθόδων	26
2.3 Ο Ρόλος της Μηχανικής Μάθησης στην Προβλεπτική Συντήρηση και τη Λήψη Αποφάσεων	27
2.4 Ενοποίηση Χρονοπρογραμματισμού Παραγωγής και Συντήρησης.....	28
2.5 Αποτύπωση Σύγχρονων Ερευνητικών Τάσεων και Βιομηχανικών Εφαρμογών.....	29
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ.....	30
3.1 Πηγές Βιβλιογραφίας	30
3.2 Κριτήρια Επιλογής Άρθρων	33
3.3 Διαδικασία Αναζήτησης.....	37
3.4 Μέθοδος Ανάλυσης	39
3.5 Διαδικασία Εξαγωγής και Σύνθεσης Δεδομένων.....	42
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗΣ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗΣ	49
4.1 Γενική Αποτύπωση του Δείγματος της Ανασκόπησης.....	49
4.2 Συγκεντρωτικός Πίνακας Επιλεγμένων Άρθρων	55
4.2 Ευφυείς Τεχνικές στον Χρονοπρογραμματισμό Παραγωγής	58
4.2.1 Μεταερευνητικές και Εξελικτικές Προσεγγίσεις	58

4.2.2 Τεχνικές Μηχανικής και Βαθιάς Μάθησης στον Χρονοπρογραμματισμό Παραγωγής	61
4.2.3 Χρονοπρογραμματισμός σε Δυναμικά και Αβέβαια Παραγωγικά Περιβάλλοντα	64
4.3 Ευφυείς Τεχνικές στην Προληπτική και Προβλεπτική Συντήρηση.....	67
4.3.1 Ανίχνευση Βλαβών και Διάγνωση (Fault Detection and Diagnosis).....	67
4.3.2 Εκτίμηση Υπολειπόμενης Ωφέλιμης Ζωής	70
4.3.3 Από την Πρόβλεψη στη Λήψη Αποφάσεων Συντήρησης	73
4.4 Ολοκληρωμένες Προσεγγίσεις Χρονοπρογραμματισμού Παραγωγής και Συντήρησης.....	76
4.5 Τάσεις και Ερευνητικά Κενά	78
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	82
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ – ΠΗΓΕΣ	90

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1: Θεματική κατανομή επιλεγμένων άρθρων	51
Πίνακας 2: Κατανομή ευφυών τεχνικών στο δείγμα.....	52
Πίνακας 3: Τύπος δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στο δείγμα.....	53
Πίνακας 4: Πίνακας επιλεγμένων άρθρων προς ανάλυση	58
Πίνακας 5: Μεταερευνητικές και Εξελικτικές Τεχνικές στον Χρονοπρογραμματισμό Παραγωγής	61
Πίνακας 6: Τεχνικές Μηχανικής και Βαθιάς Μάθησης στον Χρονοπρογραμματισμό	64
Πίνακας 7: Χαρακτηριστικά Δυναμικών και Αβέβαιων Περιβαλλόντων στον Χρονοπρογραμματισμό	67
Πίνακας 8: Συγκριτική Αποτύπωση Τεχνικών Ανίχνευσης Βλαβών και Διάγνωσης	70
Πίνακας 9: Συγκριτική Αποτύπωση Τεχνικών Εκτίμησης RUL	72
Πίνακας 10: Συγκριτική Αποτύπωση Προσεγγίσεων Λήψης Αποφάσεων Συντήρησης.....	75
Πίνακας 11: Κατηγορίες Ολοκληρωμένων Προσεγγίσεων Παραγωγής- Συντήρησης.....	78
Πίνακας 12: Τάσεις και Ερευνητικά Κενά στη Βιβλιογραφία.....	81

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 1: Διάγραμμα ροής διαδικασίας βιβλιογραφικής ανασκόπησης	43
---	----

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η σύγχρονη βιομηχανική παραγωγή λειτουργεί σε ένα περιβάλλον όπου η πίεση για χαμηλότερο κόστος, μικρότερους χρόνους παράδοσης και υψηλότερη ποιότητα αυξάνεται διαρκώς. Οι επιχειρήσεις καλούνται να ανταποκριθούν σε μεταβαλλόμενη ζήτηση, σε μεγαλύτερη ποικιλία προϊόντων και σε συχνές αλλαγές προδιαγραφών, ενώ ταυτόχρονα επιδιώκουν να αξιοποιούν στο μέγιστο τον διαθέσιμο εξοπλισμό και τους ανθρώπινους πόρους. Σε αυτό το πλαίσιο, ο χρονοπρογραμματισμός παραγωγής (production scheduling) αποτελεί κρίσιμο μηχανισμό λήψης αποφάσεων, καθώς μεταφράζει τις παραγγελίες και τις απαιτήσεις σε συγκεκριμένα πλάνα εκτέλεσης εργασιών, καθορίζοντας ποια εργασία θα γίνει πότε, σε ποια μηχανή και με ποια σειρά. Παράλληλα, η συντήρηση του μηχανολογικού εξοπλισμού δεν αντιμετωπίζεται πλέον ως μια υποστηρικτική δραστηριότητα «στο περιθώριο» της παραγωγής, αλλά ως καθοριστικός παράγοντας αξιοπιστίας και διαθεσιμότητας, που μπορεί να επηρεάσει άμεσα την ικανότητα της επιχείρησης να τηρεί τα χρονοδιαγράμματα και να διασφαλίζει σταθερή ποιότητα. Οι απρογραμμάτιστες βλάβες, οι καθυστερήσεις, οι απορρίψεις προϊόντων και οι έκτακτες παρεμβάσεις συντήρησης δημιουργούν ένα πλέγμα αβεβαιότητας που επιβαρύνει τόσο το λειτουργικό κόστος όσο και το επίπεδο εξυπηρέτησης του πελάτη. Έτσι, η ανάγκη για μεθόδους που μπορούν να υποστηρίξουν αποτελεσματικό προγραμματισμό και ταυτόχρονα να μειώσουν τη συχνότητα και τις συνέπειες των βλαβών, καθιστά το αντικείμενο της παρούσας εργασίας ιδιαίτερα επίκαιρο.

Παραδοσιακά, ο χρονοπρογραμματισμός παραγωγής προσεγγίζεται με κλασικές τεχνικές βελτιστοποίησης ή/και κανόνες προτεραιότητας (dispatching rules), οι οποίοι συχνά βασίζονται σε απλοποιημένες παραδοχές για να είναι υπολογιστικά διαχειρίσιμοι. Όμως, πολλά

ρεαλιστικά προβλήματα προγραμματισμού—όπως τα Job Shop, Flow Shop και Flexible Job Shop—χαρακτηρίζονται από υψηλή πολυπλοκότητα, περιορισμούς που αλληλεπιδρούν μεταξύ τους και δυναμικές μεταβολές κατά τη διάρκεια της παραγωγής. Επιπλέον, οι στόχοι δεν είναι συνήθως μονοδιάστατοι: μια επιχείρηση μπορεί να επιδιώκει ταυτόχρονα ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου ολοκλήρωσης (makespan), μείωση καθυστερήσεων, περιορισμό αποθεμάτων εν εξελίξει (WIP), καλύτερη αξιοποίηση μηχανών και σταθερότητα στο πρόγραμμα. Από την άλλη πλευρά, η συντήρηση, όταν σχεδιάζεται αποκλειστικά με ημερολογιακή λογική (time-based preventive maintenance) ή με βάση την εκδήλωση βλάβης (corrective maintenance), μπορεί να οδηγήσει είτε σε υπερβολικές παρεμβάσεις (άρα περιττό κόστος και διακοπές) είτε σε ανεπαρκή πρόληψη (άρα αυξημένο ρίσκο αστοχιών). Η πραγματικότητα της παραγωγής είναι ότι η κατάσταση του εξοπλισμού επιδεινώνεται με διαφορετικούς ρυθμούς ανάλογα με φορτία, συνθήκες λειτουργίας, υλικά, χειρισμό και περιβάλλον, κάτι που καθιστά την «ίδια» προγραμματισμένη συντήρηση για όλους τους κύκλους λειτουργίας συχνά μη αποδοτική. Για αυτόν τον λόγο, η μετάβαση σε πιο έξυπνες προσεγγίσεις, που αξιοποιούν δεδομένα λειτουργίας και μπορούν να προσαρμόζονται στις συνθήκες, αποτελεί κεντρική τάση στη βιομηχανική πρακτική και έρευνα.

Η ραγδαία εξάπλωση των τεχνολογιών Industry 4.0, των αισθητήρων, των συστημάτων συλλογής δεδομένων και των ψηφιακών υποδομών έχει ενισχύσει τη δυνατότητα παρακολούθησης της παραγωγής σε σχεδόν πραγματικό χρόνο. Έννοιες όπως condition monitoring, predictive maintenance και Remaining Useful Life (RUL) έχουν αποκτήσει πρακτικό νόημα, καθώς οι επιχειρήσεις μπορούν πλέον να καταγράφουν δονήσεις, θερμοκρασίες, ρεύματα, πιέσεις, χρόνους κύκλου, καθώς και γεγονότα βλάβης ή απόκλισης. Τα δεδομένα αυτά, όταν αξιοποιούνται με τεχνικές

μηχανικής μάθησης, μπορούν να υποστηρίξουν εκτιμήσεις για πιθανότητα αστοχίας ή για το πότε είναι σκόπιμη μια παρέμβαση συντήρησης. Ταυτόχρονα, η ανάπτυξη μεταερευνητικών αλγορίθμων (π.χ. γενετικοί αλγόριθμοι, PSO, ACO), μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης και υβριδικών προσεγγίσεων (συνδυασμός βελτιστοποίησης και μάθησης) έχει ανοίξει νέες δυνατότητες για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων χρονοπρογραμματισμού, ιδιαίτερα όταν απαιτείται ευελιξία ή ταχεία επαναβελτιστοποίηση σε μεταβαλλόμενα σενάρια. Με απλά λόγια, οι «ευφυείς τεχνικές» προσφέρουν εργαλεία που μπορούν να χειριστούν μη γραμμικότητες, αβεβαιότητα και πολλαπλά κριτήρια, επιτρέποντας την παραγωγή λύσεων που είναι συχνά πιο ρεαλιστικές και επιχειρησιακά αξιοποιήσιμες σε σχέση με πιο άκαμπτες κλασικές μεθόδους.

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η σύγκλιση των δύο πεδίων: χρονοπρογραμματισμός παραγωγής και συντήρηση εξοπλισμού. Στην πράξη, αυτά τα δύο δεν λειτουργούν ανεξάρτητα. Ένα φιλόδοξο πλάνο παραγωγής που αγνοεί την κατάσταση των μηχανών μπορεί να αποδειχθεί μη εφαρμόσιμο όταν προκύψει βλάβη ή όταν απαιτηθεί έκτακτη συντήρηση. Αντίστροφα, ένα επιθετικό πλάνο συντήρησης μπορεί να «κλέψει» πολύτιμη διαθεσιμότητα από την παραγωγή, οδηγώντας σε καθυστερήσεις και αυξημένο κόστος. Η βιβλιογραφία εξετάζει όλο και περισσότερο ολοκληρωμένες (integrated) ή συντονισμένες (coordinated) προσεγγίσεις, όπου η απόφαση για το πότε και πώς θα εκτελεστεί μια εργασία παραγωγής λαμβάνει υπόψη την πιθανή υποβάθμιση του εξοπλισμού και τις ανάγκες συντήρησης. Σε πιο ώριμες μορφές, η παραγωγή δεν αντιμετωπίζεται απλώς ως «φορτίο» για τις μηχανές, αλλά ως παράγοντας που επηρεάζει την υγεία τους, άρα ο προγραμματισμός μετατρέπεται σε πρόβλημα κοινής βελτιστοποίησης με κριτήρια αξιοπιστίας. Η πρακτική αξία αυτής της οπτικής είναι ότι μπορεί να

μειώσει απρογραμματίστες διακοπές, να σταθεροποιήσει τους χρόνους παράδοσης και να βελτιώσει τον συνολικό δείκτη αποτελεσματικότητας εξοπλισμού (OEE), χωρίς να οδηγεί απαραίτητα σε υπερβολική συντήρηση.

Με βάση τα παραπάνω, η παρούσα πτυχιακή εργασία έχει ως βασικό σκοπό να παρουσιάσει, να οργανώσει και να αναλύσει συστηματικά τη σύγχρονη επιστημονική βιβλιογραφία σχετικά με τη χρήση ευφυών τεχνικών στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής και στην προληπτική/προβλεπτική συντήρηση μηχανολογικού εξοπλισμού. Η εργασία είναι βιβλιογραφική και στοχεύει όχι μόνο στην παράθεση πηγών, αλλά και στην κατανόηση των κύριων κατευθύνσεων, των μεθοδολογιών που κυριαρχούν, των δεδομένων που αξιοποιούνται, καθώς και των πλεονεκτημάτων και περιορισμών κάθε προσέγγισης. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στη συγκριτική αποτίμηση των τεχνικών, στο πώς αυτές εφαρμόζονται σε διαφορετικά παραγωγικά περιβάλλοντα, και στο κατά πόσο επιτυγχάνεται πρακτική συνάφεια με πραγματικές βιομηχανικές συνθήκες (π.χ. αβεβαιότητα, περιορισμοί δυναμικότητας, μεταβολές ζήτησης, ελλιπή δεδομένα). Επιπλέον, επιδιώκεται να αναδειχθούν ερευνητικά κενά και μελλοντικές τάσεις, όπως η ενσωμάτωση ψηφιακών διδύμων, οι online/real-time αλγόριθμοι επαναπρογραμματισμού και οι υβριδικές μέθοδοι που συνδυάζουν δεδομένα και βελτιστοποίηση.

Για να είναι κατανοητό το υπόβαθρο της εργασίας, απαιτούνται ορισμένες βασικές γνώσεις που εκτείνονται σε περισσότερους από έναν τομείς. Από τη μία πλευρά, χρειάζεται εισαγωγική κατανόηση των προβλημάτων χρονοπρογραμματισμού: των τύπων παραγωγικών συστημάτων (όπως job shop ή flow shop), των βασικών μετρικών απόδοσης (makespan, tardiness, utilization) και των περιορισμών (σειρά εργασιών, χρόνοι αλλαγής εργαλείων, διαθεσιμότητα πόρων). Από την άλλη πλευρά, απαιτείται εξοικείωση με έννοιες συντήρησης και αξιοπιστίας, όπως προληπτική,

διορθωτική και προβλεπτική συντήρηση, καθώς και με τη λογική της ανάλυσης κατάστασης (condition-based maintenance). Τέλος, η «γέφυρα» μεταξύ των δύο πεδίων επιτυγχάνεται μέσω τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης και υπολογιστικής νοημοσύνης, όπου εντάσσονται η μηχανική μάθηση, τα νευρωνικά δίκτυα, οι μεταερευτικές μέθοδοι και οι υβριδικές προσεγγίσεις. Η εργασία δεν προϋποθέτει εξειδικευμένη μαθηματική ανάπτυξη σε βάθος, αλλά αξιοποιεί την ορολογία και τα κύρια χαρακτηριστικά των τεχνικών, ώστε να μπορεί να συγκρίνει έγκυρα τα αποτελέσματα και την εφαρμοσιμότητά τους, όπως αυτά παρουσιάζονται στη διεθνή βιβλιογραφία.

Η δομή της εργασίας έχει οργανωθεί με τέτοιο τρόπο έτσι ώστε να οδηγεί τον αναγνώστη από το γενικό πλαίσιο προς τα ειδικότερα ευρήματα. Μετά την εισαγωγή, ακολουθεί ανασκόπηση της βιβλιογραφίας, όπου παρουσιάζονται οι βασικές κατηγορίες μεθόδων και οι εφαρμογές τους στον χρονοπρογραμματισμό και στη συντήρηση, με έμφαση σε μελέτες της τελευταίας πενταετίας και σε άρθρα από έγκυρα επιστημονικά περιοδικά. Στη συνέχεια διατυπώνονται οι ερευνητικοί στόχοι, δηλαδή τα κύρια ερωτήματα που καθοδηγούν την ανασκόπηση. Έπειτα περιγράφεται αναλυτικά η μεθοδολογία της βιβλιογραφικής έρευνας, συμπεριλαμβανομένων των πηγών αναζήτησης, των λέξεων-κλειδιών, των κριτηρίων ένταξης/αποκλεισμού και του τρόπου ταξινόμησης των άρθρων. Τέλος, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ανάλυσης και συζητούνται τα σημαντικότερα συμπεράσματα, οι τάσεις και τα σημεία που αξίζουν περαιτέρω διερεύνηση, ενώ η εργασία ολοκληρώνεται με τη βιβλιογραφία και το παράρτημα, όπου μπορούν να συμπεριληφθούν πίνακες, συνοπτικές καταγραφές πηγών και πρόσθετο υλικό.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ

1.1 Χρονοπρογραμματισμός Παραγωγής

Ο χρονοπρογραμματισμός παραγωγής (production scheduling) αποτελεί έναν από τους πιο κρίσιμους και μελετημένους τομείς της διοίκησης παραγωγής και των βιομηχανικών συστημάτων, καθώς συνδέει τον στρατηγικό και τακτικό σχεδιασμό με την καθημερινή λειτουργία του εργοστασίου [1]. Στην ουσία του, ο χρονοπρογραμματισμός αφορά τη λήψη αποφάσεων σχετικά με την κατανομή και τη χρονική αλληλουχία των εργασιών στους διαθέσιμους πόρους, όπως μηχανές, εργατικό δυναμικό και εργαλεία, με στόχο την επίτευξη συγκεκριμένων κριτηρίων απόδοσης. Τα κριτήρια αυτά μπορεί να περιλαμβάνουν τη μείωση του συνολικού χρόνου ολοκλήρωσης της παραγωγής (makespan), τη μείωση των καθυστερήσεων παραδόσεων, την καλύτερη αξιοποίηση του εξοπλισμού, τη μείωση του κόστους ή και τον περιορισμό των αποθεμάτων σε εξέλιξη. Στη σύγχρονη βιομηχανία, όπου τα παραγωγικά συστήματα χαρακτηρίζονται από αυξημένη ποικιλία προϊόντων, μικρότερους κύκλους ζωής και συχνές αλλαγές στις παραγγελίες, ο ρόλος του χρονοπρογραμματισμού γίνεται ακόμη πιο σύνθετος και απαιτητικός, καθώς καλείται να ισορροπήσει μεταξύ αντικρουόμενων στόχων και περιορισμών [2].

Η βιβλιογραφία διακρίνει διάφορους τύπους προβλημάτων χρονοπρογραμματισμού, ανάλογα με τη δομή του παραγωγικού συστήματος και τους περιορισμούς που αυτό επιβάλλει. Από τις πιο κλασικές κατηγορίες είναι τα προβλήματα Job Shop, Flow Shop και Open Shop. Στο Job Shop [3], κάθε προϊόν (ή εργασία) ακολουθεί τη δική του μοναδική ακολουθία κατεργασιών σε διαφορετικές μηχανές, γεγονός που οδηγεί σε υψηλό βαθμό πολυπλοκότητας και καθιστά το πρόβλημα

υπολογιστικά δύσκολο (NP-hard). Αντίθετα, στο Flow Shop [4] όλες οι εργασίες ακολουθούν την ίδια σειρά μηχανών, κάτι που απλοποιεί τη δομή του προβλήματος αλλά δεν αναιρεί τη δυσκολία βελτιστοποίησης, ιδιαίτερα όταν αυξάνεται ο αριθμός των εργασιών και των μηχανών. Στα Open Shop προβλήματα, δεν υπάρχει προκαθορισμένη σειρά κατεργασιών, προσφέροντας μεγαλύτερη ευελιξία αλλά ταυτόχρονα αυξάνοντας τον αριθμό των πιθανών εναλλακτικών λύσεων. Πέρα από αυτές τις βασικές κατηγορίες, η σύγχρονη βιβλιογραφία δίνει ιδιαίτερη έμφαση σε πιο ρεαλιστικά μοντέλα, όπως τα Flexible Job Shop συστήματα [5], όπου περισσότερες από μία μηχανές μπορούν να εκτελέσουν την ίδια εργασία, εισάγοντας έτσι επιπλέον βαθμούς ελευθερίας αλλά και μεγαλύτερη υπολογιστική δυσκολία.

Παραδοσιακά, τα προβλήματα χρονοπρογραμματισμού προσεγγίζονται με ακριβείς μεθόδους βελτιστοποίησης, όπως ο γραμμικός ή ακέραιος προγραμματισμός [6], καθώς και με ευρετικούς κανόνες προτεραιότητας [7]. Οι ακριβείς μέθοδοι μπορούν να προσφέρουν βέλτιστες λύσεις, ωστόσο η εφαρμογή τους περιορίζεται συνήθως σε μικρής κλίμακας προβλήματα, λόγω της εκθετικής αύξησης της υπολογιστικής πολυπλοκότητας. Από την άλλη πλευρά, οι κανόνες προτεραιότητας, όπως First Come First Served (FCFS), Shortest Processing Time (SPT) ή Earliest Due Date (EDD) [1], προσφέρουν απλές και γρήγορες λύσεις, αλλά συχνά αποτυγχάνουν να ανταποκριθούν στις απαιτήσεις σύνθετων και δυναμικών παραγωγικών περιβαλλόντων. Τέτοιες προσεγγίσεις, αν και πρακτικές, βασίζονται σε τοπική πληροφόρηση και δεν λαμβάνουν υπόψη τη συνολική εικόνα του συστήματος, με αποτέλεσμα λύσεις που μπορεί να είναι εύκολα εφαρμόσιμες αλλά όχι κατ' ανάγκη αποδοτικές σε βάθος χρόνου.

Η αυξανόμενη πολυπλοκότητα των σύγχρονων παραγωγικών συστημάτων, σε συνδυασμό με την ανάγκη για ταχύτερη λήψη

αποφάσεων, έχει οδηγήσει την έρευνα προς πιο ευέλικτες και προσαρμοστικές προσεγγίσεις χρονοπρογραμματισμού. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται σε δυναμικά προβλήματα προγραμματισμού, όπου νέες παραγγελίες εισέρχονται στο σύστημα, μηχανές μπορεί να παρουσιάσουν βλάβες ή να τεθούν εκτός λειτουργίας, και οι χρόνοι επεξεργασίας ενδέχεται να μεταβάλλονται. Σε τέτοια περιβάλλοντα, ο στατικός προγραμματισμός, που υποθέτει ότι όλες οι πληροφορίες είναι γνωστές εκ των προτέρων, δεν επαρκεί. Αντίθετα, απαιτούνται μέθοδοι που μπορούν να επαναπρογραμματίζουν ή να προσαρμόζουν το πλάνο παραγωγής σε πραγματικό ή σχεδόν πραγματικό χρόνο [9]. Η ικανότητα ενός συστήματος να αντιδρά σε διαταραχές αποτελεί κρίσιμο παράγοντα ανταγωνιστικότητας, καθώς μειώνει τις επιπτώσεις απρόβλεπτων γεγονότων και συμβάλλει στη σταθερότητα της παραγωγικής διαδικασίας.

Ένα ακόμη σημαντικό στοιχείο που αναδεικνύεται στις πρόσφατες μελέτες είναι η πολυκριτηριακή φύση των προβλημάτων χρονοπρογραμματισμού [10]. Στην πράξη, οι επιχειρήσεις σπάνια ενδιαφέρονται για έναν μόνο δείκτη απόδοσης. Αντίθετα, καλούνται να ισορροπήσουν μεταξύ αντικρουόμενων στόχων, όπως η ελαχιστοποίηση του χρόνου παράδοσης και η μεγιστοποίηση της αξιοποίησης των μηχανών, ή η μείωση του κόστους και η διατήρηση υψηλής ποιότητας. Αυτό οδηγεί στην ανάγκη για μοντέλα και μεθόδους που μπορούν να χειριστούν πολλαπλά κριτήρια, συχνά με τη μορφή συμβιβαστικών λύσεων (trade-offs). Η πολυκριτηριακή προσέγγιση καθιστά τον χρονοπρογραμματισμό πιο ρεαλιστικό, αλλά ταυτόχρονα αυξάνει τη δυσκολία αξιολόγησης και σύγκρισης διαφορετικών λύσεων, καθώς δεν υπάρχει πάντα μία «καλύτερη» λύση, αλλά ένα σύνολο αποδεκτών εναλλακτικών.

Τέλος, ιδιαίτερη σημασία αποδίδεται στη σχέση του χρονοπρογραμματισμού παραγωγής με άλλες λειτουργίες του

συστήματος, όπως η συντήρηση του εξοπλισμού, η εφοδιαστική αλυσίδα και η διαχείριση αποθεμάτων. Η κλασική προσέγγιση αντιμετωπίζει τον χρονοπρογραμματισμό ως ένα σχετικά ανεξάρτητο πρόβλημα, όπου οι μηχανές θεωρούνται συνεχώς διαθέσιμες και πλήρως λειτουργικές. Ωστόσο, η σύγχρονη βιβλιογραφία [2] αμφισβητεί αυτή την παραδοχή, επισημαίνοντας ότι η αγνόηση της πραγματικής κατάστασης του εξοπλισμού μπορεί να οδηγήσει σε μη ρεαλιστικά ή μη εφαρμόσιμα προγράμματα παραγωγής. Έτσι, αναδεικνύεται η ανάγκη για πιο ολοκληρωμένες προσεγγίσεις, οι οποίες λαμβάνουν υπόψη τη διαθεσιμότητα, την αξιοπιστία και τις ανάγκες συντήρησης των μηχανών ήδη από το στάδιο του προγραμματισμού. Αυτή η οπτική λειτουργεί ως γέφυρα προς τις ευφυείς τεχνικές και τις ολοκληρωμένες μεθοδολογίες που εξετάζονται στα επόμενα υποκεφάλαια, όπου ο χρονοπρογραμματισμός δεν αποτελεί απλώς ένα μαθηματικό πρόβλημα βελτιστοποίησης, αλλά ένα δυναμικό εργαλείο υποστήριξης αποφάσεων σε σύνθετα βιομηχανικά περιβάλλοντα.

1.2 Ευφυείς Τεχνικές στον Χρονοπρογραμματισμό Παραγωγής

Η αδυναμία των κλασικών και ακριβών μεθόδων βελτιστοποίησης να ανταποκριθούν αποτελεσματικά σε μεγάλης κλίμακας και δυναμικά προβλήματα χρονοπρογραμματισμού έχει οδηγήσει, τις τελευταίες δεκαετίες, στη συστηματική αξιοποίηση ευφυών τεχνικών. Ο όρος «ευφυείς τεχνικές» χρησιμοποιείται στη βιβλιογραφία για να περιγράψει ένα σύνολο μεθόδων που αντλούν έμπνευση από φυσικά, βιολογικά ή γνωστικά συστήματα και χαρακτηρίζονται από προσαρμοστικότητα, ευελιξία και ικανότητα εξερεύνησης μεγάλων χώρων λύσεων [11]. Σε αντίθεση με τις παραδοσιακές μεθόδους, οι οποίες επιδιώκουν την εύρεση της βέλτιστης

λύσης βάσει αυστηρών μαθηματικών μοντέλων, οι ευφυείς τεχνικές στοχεύουν κυρίως στην παραγωγή «καλών» ή σχεδόν βέλτιστων λύσεων μέσα σε αποδεκτό υπολογιστικό χρόνο, κάτι που τις καθιστά ιδιαίτερα ελκυστικές για πραγματικά βιομηχανικά περιβάλλοντα. Η επιτυχία τους στον χρονοπρογραμματισμό οφείλεται κυρίως στην ικανότητά τους να χειρίζονται μη γραμμικότητες, ασυνέχειες, πολλαπλά κριτήρια και αβεβαιότητα, στοιχεία που χαρακτηρίζουν τη σύγχρονη παραγωγή.

Από τις πιο διαδεδομένες κατηγορίες ευφυών τεχνικών στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής είναι οι μεταερευτικοί αλγόριθμοι. Σε αυτή την κατηγορία εντάσσονται, μεταξύ άλλων, οι γενετικοί αλγόριθμοι, οι οποίοι βασίζονται σε αρχές της εξελικτικής βιολογίας, όπως η επιλογή, η διασταύρωση και η μετάλλαξη [12]. Στον χρονοπρογραμματισμό, οι γενετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται για την κωδικοποίηση εναλλακτικών προγραμμάτων παραγωγής ως «χρωμοσώματα», τα οποία εξελίσσονται διαδοχικά με στόχο τη βελτίωση συγκεκριμένων κριτηρίων απόδοσης. Η ευελιξία της αναπαράστασης και η δυνατότητα ενσωμάτωσης πολλαπλών στόχων καθιστούν τους γενετικούς αλγόριθμους ιδιαίτερα δημοφιλείς σε προβλήματα Job Shop και Flexible Job Shop, όπου η πολυπλοκότητα είναι αυξημένη. Ωστόσο, η βιβλιογραφία επισημαίνει ότι η απόδοσή τους εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τον σωστό σχεδιασμό των τελεστών εξέλιξης και από την επιλογή παραμέτρων, γεγονός που απαιτεί εμπειρία και προσεκτική ρύθμιση.

Εξίσου σημαντική θέση στη βιβλιογραφία κατέχουν οι αλγόριθμοι σμήνους (swarm intelligence), όπως οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης σωματιδίων και οι αλγόριθμοι αποικίας μυρμηγκιών [13]. Οι μέθοδοι αυτές αντλούν έμπνευση από τη συλλογική συμπεριφορά φυσικών οργανισμών και αξιοποιούν την αλληλεπίδραση απλών «οντοτήτων» για την εξερεύνηση του χώρου λύσεων. Στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής, οι

αλγόριθμοι σμήνους έχουν χρησιμοποιηθεί με επιτυχία για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων, καθώς μπορούν να ισορροπήσουν αποτελεσματικά μεταξύ εξερεύνησης νέων λύσεων και εκμετάλλευσης ήδη καλών λύσεων. Οι μέθοδοι αυτές εμφανίζουν καλή συμπεριφορά σε προβλήματα με μεγάλο αριθμό εναλλακτικών, ενώ συχνά απαιτούν λιγότερη παραμετροποίηση σε σύγκριση με άλλες μεταερευτικές τεχνικές. Παρά τα πλεονεκτήματά τους, εντοπίζονται και περιορισμοί, όπως ο κίνδυνος πρόωρης σύγκλισης ή η δυσκολία ενσωμάτωσης πολύπλοκων περιορισμών χωρίς κατάλληλες τροποποιήσεις.

Πέρα από τις μεταερευτικές μεθόδους, η βιβλιογραφία καταγράφει εκτεταμένη χρήση τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής [14]. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, για παράδειγμα, έχουν χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη χρόνων επεξεργασίας, καθυστερήσεων ή ακόμη και για την επιλογή κατάλληλων κανόνων προτεραιότητας σε δυναμικά περιβάλλοντα. Αντί να υπολογίζεται εξ αρχής ένα πλήρες πρόγραμμα παραγωγής, ορισμένες προσεγγίσεις αξιοποιούν μοντέλα μάθησης για να λαμβάνουν τοπικές αποφάσεις σε πραγματικό χρόνο, βασισμένες στην τρέχουσα κατάσταση του συστήματος. Η προσέγγιση αυτή είναι ιδιαίτερα χρήσιμη σε περιβάλλοντα με υψηλή αβεβαιότητα ή συχνές διαταραχές, όπου ο πλήρης επαναπρογραμματισμός θα ήταν υπολογιστικά ασύμφορος. Ωστόσο, η αποτελεσματικότητα των μεθόδων μηχανικής μάθησης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη διαθεσιμότητα και την ποιότητα των δεδομένων, γεγονός που αποτελεί συχνά περιοριστικό παράγοντα σε πραγματικές βιομηχανικές εφαρμογές [15].

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζουν και οι υβριδικές προσεγγίσεις [16], οι οποίες συνδυάζουν διαφορετικές ευφυείς τεχνικές ή ενσωματώνουν στοιχεία κλασικής βελτιστοποίησης με μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης.

Τέτοιοι συνδυασμοί μπορούν να αξιοποιήσουν τα πλεονεκτήματα κάθε μεθόδου, μειώνοντας παράλληλα τις αδυναμίες τους. Για παράδειγμα, ένας γενετικός αλγόριθμος μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εξερεύνηση του χώρου λύσεων, ενώ μια τοπική ευρετική μέθοδος να εφαρμόζεται για τη βελτίωση των επιμέρους λύσεων. Αντίστοιχα, μοντέλα μηχανικής μάθησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη κρίσιμων παραμέτρων, οι οποίες στη συνέχεια ενσωματώνονται σε ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης. Οι υβριδικές προσεγγίσεις θεωρούνται από πολλούς ερευνητές ως μία από τις πιο υποσχόμενες κατευθύνσεις, καθώς προσφέρουν μεγαλύτερη ακρίβεια και ευελιξία σε σύνθετα και δυναμικά περιβάλλοντα παραγωγής.

1.3 Προληπτική και Προβλεπτική Συντήρηση Μηχανολογικού Εξοπλισμού

Η συντήρηση του μηχανολογικού εξοπλισμού αποτελεί βασικό πυλώνα της βιομηχανικής λειτουργίας, καθώς επηρεάζει άμεσα τη διαθεσιμότητα των μηχανών, την αξιοπιστία της παραγωγικής διαδικασίας και το συνολικό λειτουργικό κόστος. Παραδοσιακά, η συντήρηση αντιμετωπιζόταν κυρίως ως μια αναγκαία αλλά δευτερεύουσα δραστηριότητα, η οποία ενεργοποιούνταν μετά την εκδήλωση μιας βλάβης. Ωστόσο, η εμπειρία έχει δείξει ότι η αποκλειστική εξάρτηση από τη διορθωτική συντήρηση (corrective maintenance) [17] οδηγεί σε απρογραμμάτιστες διακοπές λειτουργίας, απώλειες παραγωγής, αυξημένο κόστος επισκευών και, σε ορισμένες περιπτώσεις, σε προβλήματα ασφάλειας. Για τον λόγο αυτό, η έρευνα και η βιομηχανική πρακτική έχουν στραφεί σταδιακά προς πιο προληπτικές προσεγγίσεις, με στόχο τη μείωση της πιθανότητας αστοχίας και τη βελτίωση της αξιοπιστίας του εξοπλισμού.

Η προληπτική συντήρηση (preventive maintenance) [18] βασίζεται στην εκτέλεση προγραμματισμένων παρεμβάσεων σε προκαθορισμένα χρονικά διαστήματα ή μετά από συγκεκριμένο αριθμό ωρών λειτουργίας. Η λογική αυτής της προσέγγισης είναι ότι ο εξοπλισμός υφίσταται φθορά με την πάροδο του χρόνου και, επομένως, η αντικατάσταση ή η συντήρηση κρίσιμων εξαρτημάτων πριν από την εκδήλωση βλάβης μπορεί να μειώσει σημαντικά τον κίνδυνο απρογραμμάτιστων αστοχιών. Η βιβλιογραφία αναγνωρίζει ότι η προληπτική συντήρηση αποτελεί σαφή βελτίωση σε σχέση με την καθαρά διορθωτική προσέγγιση, ιδιαίτερα σε περιβάλλοντα όπου η αστοχία του εξοπλισμού έχει υψηλό κόστος ή σοβαρές επιπτώσεις στην παραγωγή. Παρ' όλα αυτά, επισημαίνεται ότι η εφαρμογή προληπτικής συντήρησης με σταθερά χρονικά διαστήματα δεν λαμβάνει υπόψη την πραγματική κατάσταση του εξοπλισμού, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει είτε σε υπερβολικές παρεμβάσεις είτε σε ανεπαρκή πρόληψη, εάν οι συνθήκες λειτουργίας αποκλίνουν από τις αρχικές παραδοχές.

Η ανάγκη για πιο αποδοτική αξιοποίηση των πόρων συντήρησης και για καλύτερη προσαρμογή στις πραγματικές συνθήκες λειτουργίας οδήγησε στην ανάπτυξη της προβλεπτικής συντήρησης (predictive maintenance) [19]. Σε αυτή την προσέγγιση, οι αποφάσεις συντήρησης δεν βασίζονται αποκλειστικά στον χρόνο ή στη χρήση, αλλά στην πραγματική κατάσταση του εξοπλισμού, όπως αυτή αποτυπώνεται μέσω μετρήσεων και δεδομένων λειτουργίας. Τεχνικές όπως η παρακολούθηση δονήσεων, η θερμογραφία, η ανάλυση λιπαντικών και η καταγραφή ηλεκτρικών μεγεθών επιτρέπουν την έγκαιρη ανίχνευση ενδείξεων φθοράς ή ανωμαλιών. Η βιβλιογραφία δείχνει ότι η προβλεπτική συντήρηση μπορεί να μειώσει σημαντικά τις απρογραμμάτιστες βλάβες και να παρατείνει τη διάρκεια ζωής του εξοπλισμού, ενώ ταυτόχρονα περιορίζει τις άσκοπες παρεμβάσεις [20]. Ωστόσο, η επιτυχία της εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη διαθεσιμότητα

αξιόπιστων δεδομένων, την κατάλληλη υποδομή συλλογής και επεξεργασίας τους, καθώς και από την ικανότητα ερμηνείας των αποτελεσμάτων.

Ένα κεντρικό στοιχείο της σύγχρονης βιβλιογραφίας στον τομέα της προβλεπτικής συντήρησης είναι η έννοια της συντήρησης βάσει κατάστασης (condition-based maintenance) [21]. Σε αυτή την περίπτωση, η κατάσταση του εξοπλισμού αξιολογείται συνεχώς ή περιοδικά, και οι αποφάσεις συντήρησης λαμβάνονται όταν οι δείκτες κατάστασης υπερβούν προκαθορισμένα όρια. Η προσέγγιση αυτή γεφυρώνει, σε έναν βαθμό, την προληπτική και την προβλεπτική συντήρηση, καθώς επιτρέπει πιο ευέλικτο προγραμματισμό παρεμβάσεων χωρίς να απαιτείται απαραίτητα πολύπλοκη πρόβλεψη του χρόνου αστοχίας. Παράλληλα, η βιβλιογραφία αναφέρει ότι η συντήρηση βάσει κατάστασης αποτελεί συχνά ενδιάμεσο βήμα για οργανισμούς που μεταβαίνουν από παραδοσιακές πρακτικές σε πιο προηγμένες μορφές προβλεπτικής συντήρησης [21].

Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται επίσης στην εκτίμηση της εναπομένουσας ωφέλιμης ζωής (Remaining Useful Life – RUL) του εξοπλισμού, η οποία αποτελεί βασικό εργαλείο λήψης αποφάσεων στη σύγχρονη συντήρηση [22]. Η RUL αναφέρεται στον εκτιμώμενο χρόνο που απομένει μέχρι την αστοχία ενός εξαρτήματος ή μιας μηχανής, υπό δεδομένες συνθήκες λειτουργίας. Η δυνατότητα αξιόπιστης εκτίμησης της RUL επιτρέπει τον καλύτερο προγραμματισμό των παρεμβάσεων συντήρησης, τη μείωση του ρίσκου αιφνίδιων βλαβών και τη βελτιστοποίηση της διαθεσιμότητας του εξοπλισμού. Η βιβλιογραφία επισημαίνει, ωστόσο, ότι η εκτίμηση της RUL είναι ένα ιδιαίτερα απαιτητικό πρόβλημα, καθώς επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες, όπως η μεταβλητότητα των φορτίων, οι περιβαλλοντικές συνθήκες και η ποιότητα των δεδομένων.

1.4 Ευφυείς Τεχνικές στη Συντήρηση Μηχανολογικού Εξοπλισμού

Η αυξανόμενη διαθεσιμότητα δεδομένων από τη λειτουργία του μηχανολογικού εξοπλισμού, σε συνδυασμό με την πρόοδο της υπολογιστικής ισχύος, έχει οδηγήσει τα τελευταία χρόνια στη διεύρυνση της χρήσης ευφύων τεχνικών στον τομέα της συντήρησης. Σε αντίθεση με τις παραδοσιακές στατιστικές ή εμπειρικές μεθόδους, οι ευφυείς τεχνικές επιδιώκουν να αξιοποιήσουν μεγάλα σύνολα δεδομένων για την αναγνώριση προτύπων, τη διάγνωση ανωμαλιών και την πρόβλεψη μελλοντικών αστοχιών. Η βιβλιογραφία [23] καταδεικνύει ότι οι μέθοδοι αυτές είναι ιδιαίτερα κατάλληλες για περιβάλλοντα όπου η συμπεριφορά του εξοπλισμού είναι μη γραμμική, επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες και δεν μπορεί να περιγραφεί επαρκώς μέσω απλών μαθηματικών μοντέλων. Ως αποτέλεσμα, οι ευφυείς τεχνικές έχουν καταστεί βασικό εργαλείο για την υλοποίηση προβλεπτικής και συντήρησης βάσει κατάστασης σε σύγχρονα βιομηχανικά συστήματα.

Σημαντικό ρόλο στη βιβλιογραφία κατέχουν οι τεχνικές μηχανικής μάθησης, οι οποίες χρησιμοποιούνται ευρέως για τη διάγνωση βλαβών και την ανίχνευση ανωμαλιών στη λειτουργία του εξοπλισμού. Η βασική τους αρχή είναι η εκμάθηση της σχέσης μεταξύ μετρήσιμων χαρακτηριστικών, όπως δονήσεις, θερμοκρασίες ή ηλεκτρικά μεγέθη, και της πραγματικής κατάστασης του εξοπλισμού. Η βιβλιογραφία αναφέρει ότι οι τεχνικές αυτές μπορούν να επιτύχουν υψηλή ακρίβεια διάγνωσης, ιδιαίτερα όταν τα δεδομένα είναι επαρκώς επισημασμένα και αντιπροσωπευτικά [24]. Παράλληλα, επισημαίνεται ότι η απόδοσή τους μπορεί να επηρεαστεί αρνητικά σε περιπτώσεις όπου τα δεδομένα είναι ελλιπή, θορυβώδη ή παρουσιάζουν σημαντικές μεταβολές λόγω αλλαγών στις συνθήκες λειτουργίας.

Τα τελευταία χρόνια παρατηρείται αυξανόμενο ενδιαφέρον για τη χρήση τεχνικών βαθιάς μάθησης (deep learning) στη συντήρηση μηχανολογικού εξοπλισμού, ιδιαίτερα σε εφαρμογές όπου τα δεδομένα έχουν μεγάλη πολυπλοκότητα ή υψηλή διάσταση [25]. Νευρωνικά δίκτυα πολλών επιπέδων, όπως τα συνελκτικά και τα αναδρομικά δίκτυα, έχουν χρησιμοποιηθεί για την αυτόματη εξαγωγή χαρακτηριστικών από ακατέργαστα σήματα, μειώνοντας την ανάγκη για εκτενή προεπεξεργασία. Η βιβλιογραφία δείχνει ότι τέτοιες προσεγγίσεις μπορούν να προσφέρουν βελτιωμένη ακρίβεια στην ανίχνευση βλαβών και στην εκτίμηση της εναπομένουσας ωφέλιμης ζωής, ιδιαίτερα σε πολύπλοκα συστήματα. Ωστόσο, τονίζεται ότι η εφαρμογή βαθιάς μάθησης συνοδεύεται από αυξημένες απαιτήσεις σε δεδομένα και υπολογιστικούς πόρους, ενώ συχνά προκύπτουν ζητήματα ερμηνευσιμότητας των αποτελεσμάτων, γεγονός που μπορεί να περιορίσει την αποδοχή τους σε βιομηχανικά περιβάλλοντα όπου απαιτείται διαφάνεια στη λήψη αποφάσεων.

Επιπλέον, η βιβλιογραφία καταγράφει και τη χρήση ευφύων τεχνικών που βασίζονται σε λογική και κανόνες, όπως η ασαφής λογική [26]. Οι μέθοδοι αυτές είναι ιδιαίτερα χρήσιμες σε περιπτώσεις όπου η γνώση των ειδικών δεν μπορεί να εκφραστεί με αυστηρούς μαθηματικούς όρους, αλλά περιγράφεται καλύτερα μέσω γλωσσικών κανόνων, όπως «υψηλή θερμοκρασία» ή «μέτρια δόνηση». Στη συντήρηση εξοπλισμού, η ασαφής λογική έχει χρησιμοποιηθεί για τη λήψη αποφάσεων σχετικά με το επίπεδο κινδύνου ή την προτεραιότητα παρεμβάσεων, λαμβάνοντας υπόψη αβεβαιότητα και ατελή πληροφόρηση. Η βιβλιογραφία επισημαίνει ότι τέτοιες προσεγγίσεις μπορούν να λειτουργήσουν συμπληρωματικά με τεχνικές μηχανικής μάθησης, προσφέροντας μεγαλύτερη ερμηνευσιμότητα και ευελιξία στη λήψη αποφάσεων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΟΙ ΣΚΟΠΟΙ

Οι ερευνητικοί σκοποί της παρούσας βιβλιογραφικής εργασίας διαμορφώνονται με βάση τη βασική παραδοχή ότι ο χρονοπρογραμματισμός παραγωγής και η συντήρηση του μηχανολογικού εξοπλισμού δεν αποτελούν δύο ανεξάρτητες λειτουργίες, αλλά αλληλοεπηρεάζονται σε μεγάλο βαθμό μέσα στο πραγματικό βιομηχανικό περιβάλλον. Ειδικότερα, ο τρόπος με τον οποίο κατανέμονται οι εργασίες στις μηχανές και η ένταση με την οποία χρησιμοποιείται ο εξοπλισμός επηρεάζουν τους ρυθμούς φθοράς και την πιθανότητα αστοχίας, ενώ αντίστροφα η διαθεσιμότητα και η αξιοπιστία των μηχανών καθορίζουν την εφικτότητα και την ποιότητα ενός προγράμματος παραγωγής. Στο πλαίσιο αυτό, η εργασία στοχεύει να οργανώσει και να αναλύσει τη διεθνή βιβλιογραφία που αφορά τις ευφυείς τεχνικές οι οποίες προτείνονται για την αντιμετώπιση προβλημάτων προγραμματισμού και συντήρησης, δίνοντας έμφαση σε σύγχρονες προσεγγίσεις της τελευταίας πενταετίας, σε εφαρμογές με πρακτικό ενδιαφέρον και σε μελέτες που τεκμηριώνουν με σαφή τρόπο τα αποτελέσματά τους. Ο βασικός σκοπός δεν είναι απλώς να καταγραφούν οι τεχνικές, αλλά να αποσαφηνιστεί πώς και γιατί επιλέγονται, σε τι είδους προβλήματα αποδίδουν καλύτερα, ποιες είναι οι προϋποθέσεις εφαρμογής τους και ποια κενά εξακολουθούν να υπάρχουν.

2.1 Εντοπισμός και Αξιολόγηση των Ευφυών Τεχνικών Χρονοπρογραμματισμού

Πρώτος στόχος της εργασίας είναι να εντοπίσει ποιες κατηγορίες ευφυών τεχνικών χρησιμοποιούνται συχνότερα στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής και να αποτυπώσει τους λόγους που οδηγούν στη συχνή επιλογή τους. Στο σημείο αυτό η ανάλυση δεν περιορίζεται στην απλή

απαρίθμηση, αλλά εξετάζει το πλαίσιο εφαρμογής: αν πρόκειται για προβλήματα job shop ή flow shop, αν οι μελέτες αφορούν στατικά ή δυναμικά περιβάλλοντα, ποια κριτήρια απόδοσης επιδιώκονται (π.χ. makespan, tardiness, αξιοποίηση μηχανών, σταθερότητα προγράμματος) και ποιοι περιορισμοί ενσωματώνονται (π.χ. χρόνοι αλλαγής εργαλείων, περιορισμοί πόρων, αβεβαιότητα χρόνων επεξεργασίας). Στόχος είναι να αναδειχθεί κατά πόσο η συχνότητα χρήσης μιας τεχνικής συνδέεται με πραγματικές επιχειρησιακές ανάγκες ή με την «ευκολία» μοντελοποίησης/υλοποίησης, καθώς και να διευκρινιστεί αν ορισμένες τεχνικές τείνουν να προτιμώνται για συγκεκριμένους τύπους προβλημάτων λόγω της δομής τους ή της υπολογιστικής τους συμπεριφοράς. Με αυτόν τον τρόπο, η εργασία μπορεί να καταλήξει σε μια τεκμηριωμένη εικόνα σχετικά με το ποια εργαλεία θεωρούνται ώριμα και ποια εμφανίζονται περισσότερο ως ερευνητικές προτάσεις υπό διερεύνηση.

2.2 Συγκριτική Αξιολόγηση Ευφύων και Κλασικών Μεθόδων

Δεύτερος στόχος είναι η διερεύνηση των πλεονεκτημάτων των ευφύων τεχνικών έναντι των κλασικών μεθόδων, όχι σε γενικό επίπεδο, αλλά με συγκεκριμένους άξονες σύγκρισης που εμφανίζονται επανειλημμένα στη βιβλιογραφία. Εδώ η εργασία επιδιώκει να αποσαφηνίσει πού ακριβώς υπερτερούν οι ευφυείς τεχνικές: αν η υπεροχή αφορά την ποιότητα της λύσης, την ταχύτητα υπολογισμού, την ικανότητα χειρισμού πολλαπλών στόχων, την ενσωμάτωση σύνθετων περιορισμών ή την προσαρμογή σε δυναμικές μεταβολές. Αντίστοιχα, αναζητείται και το «αντίτιμο» αυτής της υπεροχής, δηλαδή οι περιπτώσεις όπου οι κλασικές μέθοδοι παραμένουν ανταγωνιστικές ή προτιμώνται λόγω αξιοπιστίας, διαφάνειας, ευκολίας τεκμηρίωσης και μικρότερης ανάγκης για παραμετροποίηση. Στην πράξη,

ο στόχος αυτού του ερευνητικού ερωτήματος είναι να προκύψει ένα ισορροπημένο συμπέρασμα: σε ποιες συνθήκες οι ευφυείς τεχνικές αποτελούν πραγματική αναγκαιότητα και σε ποιες λειτουργούν κυρίως ως μια εναλλακτική λύση, χωρίς να είναι πάντοτε η πιο κατάλληλη. Έτσι, η εργασία δεν εγκλωβίζεται σε μια μονοδιάστατη «θετική» παρουσίαση των ευφύων τεχνικών, αλλά επιχειρεί να καταγράψει ρεαλιστικά τα οφέλη και τους περιορισμούς τους.

2.3 Ο Ρόλος της Μηχανικής Μάθησης στην Προβλεπτική Συντήρηση και τη Λήψη Αποφάσεων

Τρίτος στόχος είναι να αναλυθεί ο ρόλος των τεχνικών μηχανικής μάθησης στην προληπτική και προβλεπτική συντήρηση, με ιδιαίτερη έμφαση στο πώς οι μέθοδοι αυτές μεταβάλλουν την ίδια τη λογική λήψης αποφάσεων. Η βιβλιογραφική έρευνα επικεντρώνεται στο πώς τα μοντέλα μάθησης χρησιμοποιούνται για ανίχνευση ανωμαλιών, διάγνωση βλαβών, ταξινόμηση καταστάσεων λειτουργίας και εκτίμηση της εναπομένουσας ωφέλιμης ζωής. Παράλληλα, εξετάζεται τι είδους δεδομένα απαιτούνται και ποια προβλήματα ανακύπτουν συχνότερα, όπως η έλλειψη επισημασμένων δεδομένων, η ανισορροπία μεταξύ κανονικών και σπάνιων συμβάντων βλάβης, ο θόρυβος μετρήσεων και η μεταβολή των συνθηκών λειτουργίας που μπορεί να καθιστά ένα μοντέλο λιγότερο αξιόπιστο με την πάροδο του χρόνου. Στο ίδιο ερευνητικό πλαίσιο εντάσσεται και η διερεύνηση του κατά πόσο τα αποτελέσματα των μοντέλων μηχανικής μάθησης αξιοποιούνται άμεσα στον προγραμματισμό συντήρησης, ή αν περιορίζονται σε διαγνωστικό επίπεδο χωρίς να μεταφράζονται σε συγκεκριμένες αποφάσεις. Με τον τρόπο αυτό, ο στόχος δεν είναι απλώς να παρουσιαστούν μέθοδοι, αλλά να αναδειχθεί

ο βαθμός επιχειρησιακής τους αξιοποίησης και η σύνδεσή τους με τη διαδικασία συντήρησης στο πεδίο.

2.4 Ενοποίηση Χρονοπρογραμματισμού Παραγωγής και Συντήρησης

Τέταρτος στόχος της εργασίας είναι να διερευνηθεί αν υπάρχουν κοινές τεχνικές ή κοινές λογικές που εφαρμόζονται τόσο στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής όσο και στη συντήρηση, και κυρίως να αποσαφηνιστεί πώς μπορεί να διαμορφωθεί ένας ενιαίος τρόπος σκέψης που να γεφυρώνει τα δύο πεδία. Στη βιβλιογραφία εμφανίζονται προσεγγίσεις όπου, για παράδειγμα, μεταευρετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται αφενός για τον προγραμματισμό εργασιών και αφετέρου για τον προγραμματισμό παρεμβάσεων συντήρησης, συχνά ως πρόβλημα βελτιστοποίησης με περιορισμούς. Επίσης, αναδεικνύονται μελέτες στις οποίες η πρόβλεψη κατάστασης (μέσω μηχανικής μάθησης) τροφοδοτεί έναν αλγόριθμο χρονοπρογραμματισμού, ώστε το πρόγραμμα παραγωγής να λαμβάνει υπόψη πιθανές επικείμενες αστοχίες ή περιορισμένη διαθεσιμότητα μηχανών. Ο στόχος εδώ είναι διπλός: αφενός να καταγραφούν οι περιπτώσεις όπου η κοινή χρήση τεχνικών είναι ουσιαστική και όχι απλώς τυπική, και αφετέρου να εντοπιστεί ποια στοιχεία λείπουν ώστε αυτές οι ολοκληρωμένες προσεγγίσεις να μεταφερθούν με αξιοπιστία από το επίπεδο της έρευνας στην πράξη. Πρόκειται για ερευνητικό ερώτημα που επιτρέπει στην εργασία να αναδείξει τη «μεγάλη εικόνα» και να εξηγήσει γιατί η ολοκλήρωση παραγωγής και συντήρησης θεωρείται μια από τις πιο σημαντικές κατευθύνσεις στη σύγχρονη έρευνα.

2.5 Αποτύπωση Σύγχρονων Ερευνητικών Τάσεων και Βιομηχανικών Εφαρμογών

Πέμπτος στόχος είναι η αποτύπωση των ερευνητικών τάσεων της τελευταίας πενταετίας, ώστε η εργασία να μην περιοριστεί σε μια διαχρονική περιγραφή, αλλά να καταγράψει πού κινείται η επιστημονική κοινότητα σήμερα. Στο πλαίσιο αυτού του στόχου, η βιβλιογραφική ανασκόπηση επιδιώκει να αναδείξει ποια πεδία γνωρίζουν έντονη ανάπτυξη (π.χ. deep learning για διάγνωση και RUL, ενσωμάτωση real-time δεδομένων, online επαναπρογραμματισμός, υβριδικά μοντέλα που συνδυάζουν πρόβλεψη και βελτιστοποίηση), ποια προβλήματα επανέρχονται συστηματικά (όπως η έλλειψη δεδομένων, η γενίκευση μοντέλων σε διαφορετικές μηχανές ή γραμμές παραγωγής, η ανάγκη για ερμηνευσιμότητα), και ποιες τεχνολογίες εμφανίζονται ως καταλύτες (όπως αισθητήρες χαμηλού κόστους, edge computing, ψηφιακά δίδυμα). Παράλληλα, επιχειρείται να εξεταστεί κατά πόσο οι πρόσφατες μελέτες μετατοπίζονται από καθαρά θεωρητικές προσομοιώσεις προς περιπτώσεις πραγματικών βιομηχανικών δεδομένων, καθώς αυτή η μετατόπιση αποτελεί κρίσιμο κριτήριο ωρίμανσης ενός πεδίου. Με αυτόν τον τρόπο, ο στόχος δεν είναι να παρουσιαστούν «μόδες», αλλά να αναδειχθούν τάσεις που συνδέονται με πραγματικές ανάγκες και περιορισμούς της βιομηχανίας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

3.1 Πηγές Βιβλιογραφίας

Στο πλαίσιο της παρούσας πτυχιακής, η αναζήτηση περιορίστηκε σκόπιμα σε βάσεις δεδομένων και πλατφόρμες που θεωρούνται καθιερωμένες στη διεθνή επιστημονική κοινότητα και χρησιμοποιούνται ευρέως για την ανάκτηση άρθρων από έγκριτα περιοδικά, με διαδικασία κρίσης (peer review) και, κατά κανόνα, με αναγνωρισμένους δείκτες απήχησης (impact factor ή/και αντίστοιχους δείκτες επιρροής). Η συγκεκριμένη επιλογή δεν είναι τυπική αλλά ουσιαστική: το θέμα της εργασίας αφορά εφαρμογές ευφών τεχνικών σε παραγωγικά και βιομηχανικά συστήματα, δηλαδή πεδία όπου η βιβλιογραφία εξελίσσεται γρήγορα και απαιτείται πρόσβαση σε δημοσιεύσεις που τεκμηριώνουν με σαφή τρόπο μεθοδολογία, δεδομένα, πειραματική αξιολόγηση και συγκρίσεις. Για τον λόγο αυτό, αποκλείστηκαν εξ αρχής μη επιστημονικές πηγές, ιστοσελίδες γενικής πληροφόρησης ή πλατφόρμες ερωταπαντήσεων, καθώς δεν διασφαλίζουν σταθερά επιστημονικά κριτήρια ποιότητας, ούτε παρέχουν επαρκή τεκμηρίωση και αναπαραγωγιμότητα των αποτελεσμάτων.

Πρώτη κύρια πηγή αποτέλεσε το ScienceDirect [27], το οποίο λειτουργεί ως μία από τις σημαντικότερες πλατφόρμες πρόσβασης σε επιστημονικά περιοδικά και κεφάλαια βιβλίων, με ιδιαίτερη ισχυρή κάλυψη σε αντικείμενα όπως η βιομηχανική μηχανική, η έρευνα επιχειρήσεων, η διοίκηση παραγωγής, τα συστήματα παραγωγής, καθώς και οι εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης στη βιομηχανία. Η χρησιμότητα του ScienceDirect στην παρούσα εργασία σχετίζεται με το γεγονός ότι συγκεντρώνει μεγάλο όγκο εργασιών που πραγματεύονται ζητήματα χρονοπρογραμματισμού, μεταερευτικών μεθόδων, βελτιστοποίησης, αλλά και predictive

maintenance σε βιομηχανικό πλαίσιο. Επιπλέον, η δομή της πλατφόρμας επιτρέπει στοχευμένες αναζητήσεις με λέξεις-κλειδιά, συνδυασμούς όρων, καθώς και φιλτράρισμα ανά έτος δημοσίευσης, τύπο άρθρου και θεματική περιοχή. Αυτό διευκολύνει σημαντικά τη διαδικασία εντοπισμού πρόσφατων εργασιών, ειδικά όταν το ζητούμενο είναι η εστίαση στην τελευταία πενταετία. Παράλληλα, η πρόσβαση σε πλήρη κείμενα—όπου είναι διαθέσιμη—επιτρέπει όχι μόνο την ανάγνωση του abstract αλλά και την αξιολόγηση κρίσιμων στοιχείων, όπως το πειραματικό πρωτόκολλο, τα σύνολα δεδομένων, οι δείκτες απόδοσης και ο τρόπος σύγκρισης με ανταγωνιστικές μεθόδους.

Δεύτερη βασική πηγή ήταν το SpringerLink [28], το οποίο αποτελεί επίσης καθιερωμένη πλατφόρμα επιστημονικών δημοσιεύσεων, με σημαντική παρουσία σε πεδία όπως η υπολογιστική νοημοσύνη, τα συστήματα λήψης αποφάσεων, η επιχειρησιακή έρευνα, η μηχανική μάθηση και οι εφαρμογές τους στη βιομηχανία. Η αξία του SpringerLink για το συγκεκριμένο θέμα σχετίζεται, μεταξύ άλλων, με την ισχυρή του κάλυψη σε μελέτες που προτείνουν νέες αλγοριθμικές προσεγγίσεις, υβριδικά μοντέλα και τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης, αλλά και με το ότι δημοσιεύει συχνά εργασίες που γεφυρώνουν θεωρητικά μοντέλα με πρακτικά σενάρια εφαρμογής. Επιπλέον, το SpringerLink συχνά περιλαμβάνει άρθρα που αναπτύσσουν μεθολογίες με λεπτομερή περιγραφή παραμέτρων, υποθέσεων και περιορισμών, κάτι που είναι ιδιαίτερα χρήσιμο σε βιβλιογραφική εργασία όπου ζητείται όχι απλώς να αναφερθεί μια τεχνική, αλλά να κατανοηθεί πώς εφαρμόστηκε, υπό ποιες συνθήκες και με ποια αποτελέσματα. Ιδιαίτερο πλεονέκτημα αποτελεί επίσης η δυνατότητα αναζήτησης σε επίπεδο περιοδικών (journals) και η χρήση φίλτρων που περιορίζουν το αποτέλεσμα σε άρθρα περιοδικών, ώστε να αποφευχθεί η υπερβολική εισροή μη ισοδύναμων πηγών (όπως σύντομα

papers συνεδρίων ή μη αξιολογημένα κείμενα), όταν ο στόχος είναι η εστίαση σε δημοσιεύσεις με σταθερά επιστημονικά κριτήρια.

Τρίτη πηγή που χρησιμοποιήθηκε ήταν το Google Scholar [29], όχι ως αυτοτελής βάση περιοδικών, αλλά ως «μηχανή» επιστημονικής αναζήτησης που επιτρέπει τη διασταύρωση και τον εντοπισμό εργασιών από πολλούς εκδότες, αποθετήρια και πλατφόρμες ταυτόχρονα. Στην παρούσα εργασία, το Google Scholar αξιοποιήθηκε κυρίως για τρεις λόγους: πρώτον, για τον εντοπισμό άρθρων που ενδέχεται να μην εμφανίζονται εύκολα σε μία μόνο εκδοτική πλατφόρμα, ειδικά όταν οι λέξεις-κλειδιά διαφοροποιούνται ανά επιστημονική κοινότητα. Δεύτερον, για την ανίχνευση «αλυσίδων» βιβλιογραφίας μέσω των παραπομπών, δηλαδή για να εντοπίζονται σημαντικά άρθρα-αναφοράς (highly cited) ή νεότερες εργασίες που παραπέμπουν σε ένα βασικό άρθρο (cited by), κάτι που βοηθά ιδιαίτερα στη χαρτογράφηση του πεδίου και στην αναγνώριση των κεντρικών θεματικών κατευθύνσεων. Τρίτον, για την επιβεβαίωση της πληρότητας της αναζήτησης, λειτουργώντας ως έλεγχος ότι τα σημαντικά περιοδικά και οι βασικές δημοσιεύσεις δεν παραλείφθηκαν λόγω περιορισμών μιας μεμονωμένης πλατφόρμας. Παρ' όλα αυτά, δόθηκε προσοχή στο ότι το Google Scholar μπορεί να εμφανίζει και πηγές άνισης ποιότητας (π.χ. τεχνικές αναφορές, προδημοσιεύσεις, παρουσιάσεις ή μη τελικές εκδόσεις), επομένως η επιλογή εργασιών από εκεί συνοδεύτηκε από έλεγχο του τόπου δημοσίευσης, του τύπου της πηγής και της διαδικασίας αξιολόγησης.

Τέταρτη κύρια πηγή αποτέλεσε το Scopus [30], το οποίο χρησιμοποιήθηκε κυρίως ως εργαλείο βιβλιομετρικής και δομημένης αναζήτησης, με στόχο να εξασφαλιστεί ότι η συλλογή των πηγών δεν θα βασιστεί μόνο σε «εύκολα προσβάσιμα» άρθρα, αλλά θα ακολουθήσει πιο μεθοδική διαδικασία. Το Scopus είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για βιβλιογραφικές εργασίες

διότι επιτρέπει αναζήτηση με ακρίβεια σε τίτλο, περίληψη και λέξεις-κλειδιά, ενώ παράλληλα παρέχει δυνατότητες φιλτραρίσματος ανά έτος, θεματική κατηγορία, τύπο εγγράφου και πηγή δημοσίευσης. Στο πλαίσιο αυτής της εργασίας, το Scopus συνέβαλε στη συγκρότηση ενός περισσότερο «ελεγχόμενου» σώματος άρθρων, βοηθώντας να περιοριστεί η αναζήτηση σε δημοσιεύσεις με χαρακτηριστικά που ευθυγραμμίζονται με τις απαιτήσεις του θέματος (peer-reviewed journals, πρόσφατες δημοσιεύσεις, σχετική θεματική). Επιπλέον, προσέφερε χρήσιμες ενδείξεις για την απήχηση συγκεκριμένων εργασιών και για την αναγνώριση περιοδικών ή θεματικών περιοχών όπου η έρευνα εμφανίζεται εντονότερη. Με αυτόν τον τρόπο, το Scopus λειτούργησε συμπληρωματικά προς τις εκδοτικές πλατφόρμες, όχι μόνο ως μέσο ανάκτησης άρθρων αλλά και ως μηχανισμός «χαρτογράφησης» του επιστημονικού πεδίου.

3.2 Κριτήρια Επιλογής Άρθρων

Τα κριτήρια επιλογής διαμορφώθηκαν με τρόπο ώστε να διασφαλίζεται ότι οι πηγές είναι σύγχρονες, προέρχονται από αξιόπιστα επιστημονικά κανάλια και σχετίζονται άμεσα με το αντικείμενο της έρευνας, δηλαδή την εφαρμογή ευφών τεχνικών στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής και στην προληπτική/προβλεπτική συντήρηση. Παράλληλα, τα κριτήρια αυτά λειτουργούν ως «φίλτρο» που περιορίζει τον κίνδυνο να συμπεριληφθούν εργασίες χαμηλής ποιότητας ή εργασίες που, αν και ενδιαφέρουσες, αποκλίνουν από το κύριο ερευνητικό ερώτημα. Με δεδομένο ότι το πεδίο εξελίσσεται ταχύτατα και παράγεται μεγάλος όγκος δημοσιεύσεων, η ύπαρξη σαφών κριτηρίων δεν αποτελεί απλώς μια τυπική απαίτηση, αλλά μια αναγκαία συνθήκη για τη συγκρότηση ενός συνεκτικού και επιστημονικά τεκμηριωμένου σώματος βιβλιογραφίας.

Το πρώτο βασικό κριτήριο αφορούσε τη χρονική περίοδο δημοσίευσης, με στόχο να συμπεριληφθούν άρθρα της τελευταίας πενταετίας. Η επιλογή αυτού του χρονικού ορίου στηρίζεται στο γεγονός ότι οι τεχνολογίες που σχετίζονται με την τεχνητή νοημοσύνη, τη μηχανική μάθηση και τα συστήματα συντήρησης εξελίσσονται με πολύ γρήγορο ρυθμό, ενώ αντίστοιχα οι εφαρμογές τους στη βιομηχανία παρουσιάζουν συνεχείς αλλαγές λόγω νέων αισθητήρων, βελτιωμένων υποδομών συλλογής δεδομένων και αυξημένης υπολογιστικής ισχύος. Επομένως, παλαιότερες εργασίες ενδέχεται να μην αντανακλούν τις σύγχρονες δυνατότητες ή τις τρέχουσες ερευνητικές τάσεις. Η εστίαση στην τελευταία πενταετία επιτρέπει στην εργασία να παρουσιάσει μια επικαιροποιημένη εικόνα του πεδίου, να αναδείξει τις πιο πρόσφατες μεθόδους και να εντοπίσει τις κατευθύνσεις προς τις οποίες κινείται η έρευνα σήμερα. Παράλληλα, σε περιπτώσεις όπου κρίθηκε απαραίτητο για την κατανόηση βασικών εννοιών ή θεμελιωδών μεθόδων, μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν και ορισμένες παλαιότερες πηγές ως θεωρητικό υπόβαθρο, χωρίς όμως να αποτελούν τον κύριο κορμό της ανασκόπησης.

Το δεύτερο κριτήριο αφορούσε την ποιότητα και την αξιοπιστία των πηγών, με έμφαση σε άρθρα που έχουν δημοσιευθεί σε επιστημονικά περιοδικά με αναγνωρισμένο impact factor. Η επιλογή αυτή είναι σημαντική διότι τα περιοδικά με impact factor συνδέονται συνήθως με αυστηρότερες διαδικασίες αξιολόγησης, υψηλότερα πρότυπα τεκμηρίωσης και μεγαλύτερη επιστημονική αναγνώριση. Στο πλαίσιο μιας βιβλιογραφικής εργασίας, η χρήση άρθρων από τέτοια περιοδικά ενισχύει την αξιοπιστία της ανάλυσης, καθώς αυξάνει την πιθανότητα ότι οι μέθοδοι και τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται έχουν ελεγχθεί κριτικά από την επιστημονική κοινότητα. Παράλληλα, το κριτήριο αυτό λειτουργεί και ως μέσο αποφυγής πηγών που ενδέχεται να μην έχουν περάσει από

ουσιαστική διαδικασία peer review, όπως ορισμένες προδημοσιεύσεις ή μη αξιολογημένες αναφορές. Ειδικά σε πεδία όπως η τεχνητή νοημοσύνη, όπου υπάρχει μεγάλη παραγωγή υλικού εκτός περιοδικών, η επιλογή δημοσιεύσεων με αναγνωρισμένη επιστημονική εγκυρότητα είναι κρίσιμη για να διατηρηθεί το ακαδημαϊκό επίπεδο της εργασίας.

Το τρίτο κριτήριο αφορούσε τη γλώσσα των άρθρων, με επιλογή αποκλειστικά δημοσιεύσεων στην αγγλική γλώσσα. Η αγγλική αποτελεί τη βασική γλώσσα επιστημονικής επικοινωνίας στα πεδία της μηχανικής, της παραγωγής και της τεχνητής νοημοσύνης, και η συντριπτική πλειονότητα των σημαντικών και επιδραστικών εργασιών δημοσιεύεται σε αυτή. Η επιλογή αυτή εξασφαλίζει πρόσβαση στο μεγαλύτερο μέρος της διεθνούς βιβλιογραφίας, διευκολύνει τη σύγκριση μεταξύ διαφορετικών μελετών και επιτρέπει τη χρήση ενιαίας ορολογίας, η οποία είναι απαραίτητη όταν εξετάζονται τεχνικές που εμφανίζονται σε διαφορετικές επιστημονικές κοινότητες. Επιπλέον, μειώνεται ο κίνδυνος παρερμηνείας που μπορεί να προκύψει από μεταφράσεις ή από ασάφειες ορολογίας σε άλλες γλώσσες, κάτι που είναι ιδιαίτερα σημαντικό σε τεχνικά θέματα όπου μικρές διαφοροποιήσεις στην έννοια ενός όρου μπορεί να αλλάξουν το νόημα μιας μεθοδολογίας.

Το τέταρτο και πιο ουσιαστικό κριτήριο επιλογής ήταν η θεματική συνάφεια των άρθρων με το αντικείμενο της εργασίας. Η συνάφεια αξιολογήθηκε με βάση την παρουσία συγκεκριμένων θεματικών αξόνων και όρων, οι οποίοι αντανακλούν το περιεχόμενο της έρευνας. Ο πρώτος άξονας ήταν ο χρονοπρογραμματισμός παραγωγής (production scheduling), όπου αναζητήθηκαν μελέτες που αφορούν τόσο κλασικά προβλήματα (όπως job shop και flow shop) όσο και πιο σύγχρονες ή ρεαλιστικές παραλλαγές, όπως δυναμικός προγραμματισμός, ευέλικτα συστήματα παραγωγής και πολυκριτηριακές προσεγγίσεις. Ο δεύτερος

άξονας ήταν οι ευφυείς τεχνικές (intelligent techniques), που περιλαμβάνουν μεταερευτικές μεθόδους, τεχνικές υπολογιστικής νοημοσύνης, μηχανική μάθηση και υβριδικά μοντέλα, δηλαδή προσεγγίσεις που ξεφεύγουν από απλές ερευτικές ή ακριβείς μεθόδους και αξιοποιούν μηχανισμούς αναζήτησης, μάθησης και προσαρμογής. Ο τρίτος άξονας ήταν η προληπτική και προβλεπτική συντήρηση (predictive/preventive maintenance), όπου δόθηκε έμφαση σε εργασίες που σχετίζονται με condition monitoring, ανίχνευση βλαβών, εκτίμηση RUL, καθώς και με την ενσωμάτωση των αποφάσεων συντήρησης στη λειτουργία της παραγωγής. Στην πράξη, η αξιολόγηση της συνάφειας δεν βασίστηκε μόνο στην ύπαρξη των όρων στον τίτλο ή στο abstract, αλλά και στο κατά πόσο το άρθρο παρουσιάζει σαφή μεθοδολογία, περιγράφει εφαρμογή ή πειραματική αξιολόγηση και καταλήγει σε αποτελέσματα που μπορούν να συγκριθούν ή να αξιοποιηθούν στο πλαίσιο της παρούσας ανασκόπησης.

Με βάση τα παραπάνω κριτήρια, διαμορφώθηκε ένα σύνολο άρθρων που ανταποκρίνεται στις απαιτήσεις της εργασίας και επιτρέπει τη συστηματική ανάλυση των σύγχρονων προσεγγίσεων. Η χρήση χρονικού περιορισμού, ο έλεγχος της επιστημονικής αξιοπιστίας μέσω περιοδικών με impact factor, η επιλογή αγγλόφωνης βιβλιογραφίας και η αυστηρή αξιολόγηση συνάφειας εξασφαλίζουν ότι η ανασκόπηση στηρίζεται σε πηγές υψηλής ποιότητας και επικαιρότητας. Στα επόμενα υποκεφάλαια παρουσιάζεται η διαδικασία αναζήτησης και φιλτραρίσματος των άρθρων, καθώς και ο τρόπος με τον οποίο οργανώθηκαν και αναλύθηκαν ώστε να εξαχθούν συγκρίσιμα και ουσιαστικά συμπεράσματα.

3.3 Διαδικασία Αναζήτησης

Η διαδικασία αναζήτησης της βιβλιογραφίας στην παρούσα εργασία σχεδιάστηκε έτσι ώστε να είναι όσο το δυνατόν πιο συστηματική και επαναλήψιμη, με στόχο να συγκροτηθεί ένα σώμα πηγών που να είναι ταυτόχρονα ποιοτικό, επικαιροποιημένο και άμεσα σχετικό με το αντικείμενο. Σε μια βιβλιογραφική ανασκόπηση, το κρίσιμο σημείο δεν είναι μόνο να εντοπιστούν «πολλά» άρθρα, αλλά να εντοπιστούν τα «κατάλληλα» άρθρα, δηλαδή εκείνα που πραγματικά απαντούν στα ερευνητικά ερωτήματα και επιτρέπουν ουσιαστική σύγκριση και ανάλυση. Για τον λόγο αυτό, η αναζήτηση δεν πραγματοποιήθηκε με έναν μόνο κύκλο ή με μία μόνο λέξη-κλειδί, αλλά ακολούθησε διαδοχικά στάδια, ξεκινώντας από μια αρχική ευρεία συλλογή αποτελεσμάτων και καταλήγοντας σε ένα πιο περιορισμένο και στοχευμένο σύνολο εργασιών, έπειτα από έλεγχο τίτλου, περίληψης και πλήρους κειμένου. Η συγκεκριμένη προσέγγιση επιτρέπει αφενός να μειωθεί ο κίνδυνος να παραλειφθούν σημαντικές δημοσιεύσεις και αφετέρου να αποφευχθεί η ενσωμάτωση πηγών που, αν και περιέχουν σχετικούς όρους, δεν συνδέονται ουσιαστικά με το αντικείμενο της εργασίας.

Το πρώτο στάδιο της διαδικασίας ήταν ο καθορισμός και η χρήση λέξεων-κλειδιών (keywords), οι οποίες επιλέχθηκαν με βάση τους δύο βασικούς άξονες της εργασίας: τον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής και τη συντήρηση εξοπλισμού, καθώς και τον κοινό παρονομαστή τους, δηλαδή τις ευφυείς τεχνικές. Στην πράξη, οι λέξεις-κλειδιά διαμορφώθηκαν ώστε να καλύπτουν τόσο γενικούς όρους όσο και πιο εξειδικευμένες παραλλαγές που εμφανίζονται στη βιβλιογραφία, επειδή είναι συχνό φαινόμενο διαφορετικοί συγγραφείς να χρησιμοποιούν διαφορετική ορολογία για παρόμοιες έννοιες. Για παράδειγμα, ο όρος “production scheduling” μπορεί να εμφανίζεται και ως “manufacturing scheduling” ή να συνδέεται με

ειδικότερες μορφές όπως “job shop scheduling”, “flow shop scheduling” και “flexible job shop scheduling”. Αντίστοιχα, στον τομέα της συντήρησης, οι όροι “predictive maintenance” και “preventive maintenance” συχνά συνοδεύονται από έννοιες όπως “condition monitoring”, “fault diagnosis”, “prognostics” και “remaining useful life”. Για τον άξονα των ευφυών τεχνικών, χρησιμοποιήθηκαν όροι όπως “intelligent techniques”, “machine learning”, “deep learning”, “metaheuristics”, “genetic algorithm”, “particle swarm optimization”, “ant colony optimization”, καθώς και “hybrid approach”. Η χρήση συνδυασμών αυτών των όρων είχε στόχο να εντοπιστούν εργασίες που δεν περιορίζονται σε γενική περιγραφή, αλλά προτείνουν ή αξιολογούν συγκεκριμένες τεχνικές, παρουσιάζοντας αποτελέσματα και μεθοδολογία.

Αφού πραγματοποιήθηκαν οι αρχικές αναζητήσεις στις επιλεγμένες βάσεις δεδομένων, ακολούθησε το στάδιο του φιλτραρίσματος, το οποίο οργανώθηκε σε τρία διαδοχικά επίπεδα: έλεγχος τίτλου, έλεγχος περίληψης (abstract) και, τέλος, ανάγνωση του πλήρους κειμένου. Στο πρώτο επίπεδο, εξετάστηκε ο τίτλος κάθε εργασίας, ώστε να γίνει μια γρήγορη αλλά ουσιαστική εκτίμηση του κατά πόσο το άρθρο σχετίζεται με το αντικείμενο. Αυτό το στάδιο είναι ιδιαίτερα χρήσιμο όταν η αρχική αναζήτηση επιστρέφει μεγάλο αριθμό αποτελεσμάτων, καθώς επιτρέπει την άμεση απομάκρυνση εργασιών που, παρότι περιέχουν κάποια από τις λέξεις-κλειδιά, αφορούν διαφορετικό επιστημονικό πεδίο ή διαφορετικό πρόβλημα. Στο δεύτερο επίπεδο, η αξιολόγηση έγινε μέσω του abstract, το οποίο παρέχει πιο σαφή εικόνα για τον στόχο της εργασίας, τη μεθοδολογία που ακολουθείται και τα βασικά συμπεράσματα. Σε αυτό το στάδιο, ο έλεγχος ήταν πιο αυστηρός, καθώς εξετάστηκε αν η εργασία πραγματεύεται ουσιαστικά χρονοπρογραμματισμό ή συντήρηση, αν περιλαμβάνει ευφυείς τεχνικές ως βασικό εργαλείο και αν παρουσιάζει

μετρήσιμα αποτελέσματα ή συγκρίσεις. Τέλος, στο τρίτο επίπεδο, πραγματοποιήθηκε ανάγνωση του πλήρους κειμένου για τις εργασίες που πέρασαν τα προηγούμενα φίλτρα, με στόχο να επιβεβαιωθεί η πραγματική συνάφεια, να καταγραφούν λεπτομέρειες σχετικά με τα δεδομένα και τα πειράματα, και να αξιολογηθεί αν τα αποτελέσματα είναι επαρκώς τεκμηριωμένα ώστε να μπορούν να αξιοποιηθούν στην παρούσα ανασκόπηση.

Κατά τη διάρκεια του φιλτραρίσματος εφαρμόστηκε και η διαδικασία αποκλεισμού μη σχετικών εργασιών, η οποία δεν βασίστηκε σε αυθαίρετες επιλογές αλλά σε σαφείς κανόνες που συνδέονται με τα κριτήρια της εργασίας. Εργασίες αποκλείστηκαν όταν, για παράδειγμα, αναφέρονταν στον προγραμματισμό παραγωγής μόνο περιγραφικά χωρίς να εξετάζουν τεχνικές επίλυσης ή χωρίς να παρουσιάζουν αξιολόγηση. Αντίστοιχα, αποκλείστηκαν εργασίες που αφορούσαν συντήρηση αλλά με εντελώς διαφορετικό πλαίσιο, όπως γενικές μελέτες διαχείρισης περιουσιακών στοιχείων χωρίς τεχνική ανάλυση, ή εργασίες που επικεντρώνονταν σε υπολογιστικά μοντέλα χωρίς σύνδεση με βιομηχανική εφαρμογή. Επίσης, δεν συμπεριλήφθηκαν πηγές που δεν πληρούσαν τα κριτήρια ποιότητας, όπως μη αξιολογημένες δημοσιεύσεις, μη επιστημονικές αναφορές ή υλικό που δεν προερχόταν από έγκυρο επιστημονικό κανάλι. Με αυτόν τον τρόπο, η τελική επιλογή δεν αποτέλεσε απλώς ένα σύνολο άρθρων που «μοιάζουν σχετικά», αλλά ένα συνεκτικό δείγμα της πρόσφατης επιστημονικής παραγωγής που μπορεί να υποστηρίξει ουσιαστική ανάλυση.

3.4 Μέθοδος Ανάλυσης

Η μέθοδος ανάλυσης των επιλεγμένων βιβλιογραφικών πηγών αποτελεί το σημείο στο οποίο η εργασία περνά από το στάδιο της συλλογής στο

στάδιο της ουσιαστικής επεξεργασίας και σύνθεσης γνώσης. Σε μια βιβλιογραφική ανασκόπηση, δεν αρκεί η απλή παράθεση άρθρων ή η συνοπτική περιγραφή του περιεχομένου τους, καθώς μια τέτοια προσέγγιση οδηγεί συνήθως σε ένα κείμενο που μοιάζει περισσότερο με κατάλογο πηγών παρά με επιστημονική μελέτη. Για τον λόγο αυτό, η παρούσα εργασία ακολουθεί μια μεθοδολογία ανάλυσης που επιδιώκει να οργανώσει τη βιβλιογραφία με συστηματικό τρόπο, να εντοπίσει κοινά μοτίβα και διαφορές, και τελικά να οδηγήσει σε συμπεράσματα που μπορούν να υποστηριχθούν με τεκμηριωμένη σύγκριση. Η ανάλυση στηρίχθηκε σε τρεις βασικούς άξονες: τη θεματική κατηγοριοποίηση των άρθρων, τη συγκριτική αξιολόγηση των προσεγγίσεων και τη χρήση πινάκων σύγκρισης που επιτρέπουν συνοπτική αλλά ουσιαστική παρουσίαση των ευρημάτων.

Το πρώτο στάδιο της ανάλυσης ήταν η θεματική κατηγοριοποίηση, δηλαδή η οργάνωση των άρθρων σε ενότητες με βάση το αντικείμενο και τον τρόπο εφαρμογής των τεχνικών. Η κατηγοριοποίηση πραγματοποιήθηκε με στόχο να διαχωριστούν οι εργασίες που αφορούν κυρίως χρονοπρογραμματισμό παραγωγής από εκείνες που αφορούν κυρίως συντήρηση, αλλά και να αναδειχθούν οι μελέτες που επιχειρούν να συνδυάσουν τα δύο πεδία σε μια πιο ολοκληρωμένη προσέγγιση. Στο πλαίσιο αυτό, τα άρθρα ταξινομήθηκαν σε ομάδες ανάλογα με το είδος του προβλήματος που εξετάζουν (π.χ. job shop scheduling, flow shop scheduling, δυναμικός επαναπρογραμματισμός, πρόβλεψη βλαβών, εκτίμηση RUL), καθώς και ανάλογα με το είδος της τεχνικής που χρησιμοποιούν (π.χ. μεταερευτικοί αλγόριθμοι, μηχανική μάθηση, βαθιά μάθηση, υβριδικές μέθοδοι). Η θεματική αυτή ταξινόμηση δεν έγινε αυστηρά με μία μόνο διάσταση, αλλά με τρόπο που επιτρέπει να φανεί η σχέση μεταξύ προβλήματος και μεθόδου, ώστε να προκύπτει μια πιο καθαρή εικόνα για

το πότε και γιατί επιλέγεται μια συγκεκριμένη τεχνική. Με αυτόν τον τρόπο, η κατηγοριοποίηση λειτούργησε ως «χάρτης» που οργάνωσε τη βιβλιογραφία και διευκόλυνε τη σύγκριση μεταξύ μελετών με παρόμοιο στόχο αλλά διαφορετική προσέγγιση.

Το δεύτερο στάδιο ήταν η συγκριτική ανάλυση, η οποία αποτελεί το βασικό εργαλείο εξαγωγής συμπερασμάτων από το σύνολο των πηγών. Η συγκριτική ανάλυση δεν περιορίστηκε σε γενικές διαπιστώσεις, αλλά εστίασε σε συγκεκριμένα σημεία που εμφανίζονται συστηματικά στη βιβλιογραφία και επιτρέπουν ουσιαστική αξιολόγηση. Πιο συγκεκριμένα, για κάθε άρθρο εξετάστηκε ποιο είναι το πρόβλημα που επιχειρεί να επιλύσει, ποια δεδομένα ή παραδοχές χρησιμοποιεί, ποια μετρική απόδοσης αξιολογεί, και με ποιον τρόπο συγκρίνει την προτεινόμενη μέθοδο με άλλες τεχνικές ή με βασικές γραμμές αναφοράς. Στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής, η σύγκριση έγινε κυρίως ως προς την ποιότητα των λύσεων (π.χ. makespan, καθυστερήσεις, πολυκριτηριακή απόδοση), την υπολογιστική αποδοτικότητα και την ικανότητα διαχείρισης περιορισμών ή δυναμικών μεταβολών. Στη συντήρηση, η ανάλυση επικεντρώθηκε στο αν η μέθοδος στοχεύει σε διάγνωση ή πρόβλεψη, ποια είναι η ακρίβεια ή η αξιοπιστία των εκτιμήσεων, και κατά πόσο τα αποτελέσματα μεταφράζονται σε πρακτικές αποφάσεις συντήρησης. Ιδιαίτερη βαρύτητα δόθηκε επίσης στην εφαρμοσιμότητα, δηλαδή στο αν τα αποτελέσματα προκύπτουν από πραγματικά βιομηχανικά δεδομένα ή από προσομοιωμένα σενάρια, καθώς αυτό αποτελεί σημαντικό κριτήριο για την αξιολόγηση της ωριμότητας μιας προσέγγισης.

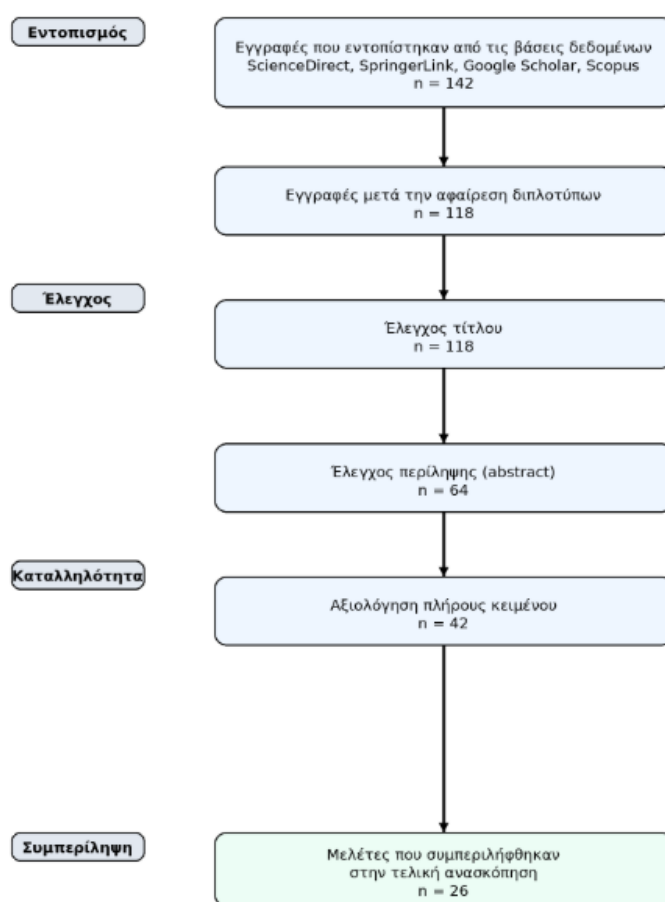
Το τρίτο στάδιο της μεθόδου ανάλυσης ήταν η δημιουργία και χρήση πινάκων σύγκρισης, οι οποίοι επιλέχθηκαν ως εργαλείο παρουσίασης των ευρημάτων με τρόπο σαφή και εύκολα αναγνώσιμο. Οι πίνακες αυτοί λειτουργούν ως συμπυκνωμένη αποτύπωση των βασικών

χαρακτηριστικών κάθε άρθρου και επιτρέπουν την άμεση αντιπαραβολή διαφορετικών προσεγγίσεων. Η δομή τους οργανώθηκε γύρω από τρεις βασικές διαστάσεις: την τεχνική που χρησιμοποιείται, την εφαρμογή ή το είδος του προβλήματος στο οποίο εφαρμόζεται και τα βασικά πλεονεκτήματα ή συμπεράσματα που αναφέρονται. Με αυτή τη μορφή, είναι δυνατόν να φανεί, για παράδειγμα, ποιες τεχνικές χρησιμοποιούνται συχνότερα σε συγκεκριμένα προβλήματα χρονοπρογραμματισμού, ποιες προσεγγίσεις εμφανίζουν καλύτερα αποτελέσματα σε δυναμικά περιβάλλοντα, ή ποια μοντέλα μηχανικής μάθησης υπερέχουν σε εφαρμογές πρόβλεψης βλαβών. Επιπλέον, οι πίνακες επιτρέπουν να αναδειχθούν πιο εύκολα τα κενά της βιβλιογραφίας, καθώς γίνεται εμφανές αν ορισμένοι τύποι προβλημάτων ή βιομηχανικά σενάρια έχουν μελετηθεί λιγότερο ή αν συγκεκριμένες τεχνικές εμφανίζονται συχνά στη θεωρία αλλά σπάνια σε πραγματικές εφαρμογές.

3.5 Διαδικασία Εξαγωγής και Σύνθεσης Δεδομένων

Η διαδικασία εξαγωγής και σύνθεσης δεδομένων σχεδιάστηκε έτσι ώστε να αποτελέσει τον «συνδετικό κρίκο» ανάμεσα στο στάδιο της επιλογής των άρθρων (αναζήτηση-φιλτράρισμα) και στο στάδιο των αποτελεσμάτων/συμπερασμάτων της ανασκόπησης. Σε μια εργασία τύπου συστηματικής βιβλιογραφικής ανασκόπησης, το κρίσιμο στοιχείο δεν είναι μόνο να συγκεντρωθούν αξιόπιστες πηγές, αλλά να εξαχθούν από αυτές συγκρίσιμα και επαληθεύσιμα δεδομένα, με τρόπο που να επιτρέπει τη σύνθεση γνώσης και όχι απλώς την παράθεση περιλήψεων. Για τον λόγο αυτό, η εξαγωγή δεδομένων πραγματοποιήθηκε με δομημένο τρόπο, ακολουθώντας προκαθορισμένα πεδία καταγραφής και ενιαία λογική κωδικοποίησης, ώστε κάθε άρθρο να αναλύεται με τα ίδια «κριτήρια ανάγνωσης». Με αυτόν τον μηχανισμό, μειώνεται η πιθανότητα

υποκειμενικής επιλογής πληροφοριών (selective reporting), διασφαλίζεται η συγκρισιμότητα μεταξύ μελετών που προέρχονται από διαφορετικά επιστημονικά περιοδικά και ερευνητικές ομάδες, και ενισχύεται η διαφάνεια ως προς το πώς προκύπτουν τα τελικά συμπεράσματα της εργασίας. Επιπλέον, η συγκεκριμένη διαδικασία επιτρέπει να συνδεθούν απευθείας τα ευρήματα με τους ερευνητικούς στόχους της εργασίας, καθώς τα πεδία εξαγωγής επιλέχθηκαν έτσι ώστε να απαντούν σε ερωτήματα όπως: ποια είδη ευφών τεχνικών επικρατούν σε κάθε πεδίο, σε ποιες παραγωγικές ρυθμίσεις εφαρμόζονται, ποια κριτήρια απόδοσης αξιολογούνται, ποιος είναι ο βαθμός ρεαλισμού ως προς δεδομένα και περιορισμούς, και σε ποιον βαθμό επιτυγχάνεται ολοκλήρωση χρονοπρογραμματισμού και συντήρησης.



Εικόνα 1: Διάγραμμα ροής διαδικασίας βιβλιογραφικής ανασκόπησης

Σε πρακτικό επίπεδο, για κάθε άρθρο που συμπεριλήφθηκε στο τελικό δείγμα της ανασκόπησης, δημιουργήθηκε εγγραφή σε πίνακα εξαγωγής δεδομένων (data extraction table), ο οποίος λειτούργησε ως κοινό υπόδειγμα καταγραφής. Τα πεδία του πίνακα οργανώθηκαν σε τέσσερις κύριες ομάδες πληροφοριών: (α) βασικά βιβλιογραφικά και μεταδεδομένα, (β) περιγραφή του προβλήματος και του βιομηχανικού πλαισίου, (γ) περιγραφή της ευφυούς τεχνικής/μεθοδολογίας, και (δ) στοιχεία αξιολόγησης και αποτελεσμάτων. Στην πρώτη ομάδα καταγράφηκαν οι συγγραφείς, το έτος δημοσίευσης, το επιστημονικό περιοδικό, καθώς και το είδος του άρθρου (πρωτογενής μελέτη, μελέτη περίπτωσης, μεθοδολογική πρόταση, κ.λπ.), με στόχο αφενός την τεκμηρίωση ότι πρόκειται για peer-reviewed δημοσιεύσεις και αφετέρου τη δυνατότητα βιβλιομετρικής/χρονικής αποτύπωσης (π.χ. κατανομή δημοσιεύσεων ανά έτος). Στη δεύτερη ομάδα αποτυπώθηκε το πλαίσιο εφαρμογής: αν το άρθρο αφορά χρονοπρογραμματισμό παραγωγής (π.χ. job shop, flow shop, flexible job shop, unrelated parallel machines, distributed scheduling), αν αφορά συντήρηση (π.χ. preventive maintenance, condition-based maintenance, predictive maintenance), ή αν αφορά ολοκληρωμένη προσέγγιση παραγωγής-συντήρησης (integrated/coordinated). Στο ίδιο επίπεδο καταγράφηκαν οι βασικές παραδοχές του συστήματος (στατικό ή δυναμικό περιβάλλον, ύπαρξη/απουσία διαταραχών όπως breakdowns ή νέες παραγγελίες, περιορισμοί πόρων, χρόνοι αλλαγής εργαλείων και setup times, περιορισμοί διαθεσιμότητας συνεργείων συντήρησης, κ.ά.), καθώς και το είδος των δεδομένων ή της πηγής δεδομένων (προσομοίωση, benchmark instances, ημι-πραγματικά δεδομένα, πραγματικά βιομηχανικά δεδομένα). Στην τρίτη ομάδα καταγράφηκαν με λεπτομέρεια οι ευφυείς τεχνικές που χρησιμοποιούνται, με στόχο όχι μόνο την ονομαστική αναφορά (π.χ. γενετικός αλγόριθμος, PSO, ACO, βαθιά μάθηση, ενισχυτική μάθηση, υβριδική μέθοδος), αλλά και την περιγραφή του τρόπου

ενσωμάτωσης τους: για παράδειγμα, αν ένας μεταευρετικός αλγόριθμος χρησιμοποιείται ως κύριος μηχανισμός βελτιστοποίησης ή ως βήμα βελτίωσης (local search), αν ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης λειτουργεί ως προγνωστικό υποσύστημα (π.χ. πρόβλεψη RUL ή πιθανότητας αστοχίας) που τροφοδοτεί μια βελτιστοποίηση scheduling, ή αν μια προσέγγιση ενισχυτικής μάθησης αντικαθιστά ευρετικούς κανόνες λήψης αποφάσεων με πολιτικές που «μαθαίνουν» από την κατάσταση του συστήματος. Τέλος, στην τέταρτη ομάδα καταγράφηκαν τα στοιχεία αξιολόγησης: οι δείκτες απόδοσης, ο τρόπος σύγκρισης με ανταγωνιστικές μεθόδους, καθώς και τα βασικά συμπεράσματα που δηλώνει η κάθε μελέτη, δηλαδή σε τι ακριβώς υπερέχει και υπό ποιες συνθήκες εμφανίζει περιορισμούς.

Μετά τη συμπλήρωση του πίνακα εξαγωγής δεδομένων, ακολούθησε διαδικασία οργάνωσης και κωδικοποίησης (coding) ώστε το δείγμα να μετατραπεί από συλλογή μεμονωμένων άρθρων σε δομημένο σύνολο πληροφοριών. Η κωδικοποίηση υλοποιήθηκε με συνδυασμό «εκ των προτέρων» (a priori) και «εκ των υστέρων» (emergent) κατηγοριών. Οι εκ των προτέρων κατηγορίες βασίστηκαν απευθείας στους ερευνητικούς στόχους της εργασίας και στους δύο βασικούς άξονες του θέματος: (1) χρονοπρογραμματισμός παραγωγής με χρήση ευφυών τεχνικών, (2) προληπτική/προβλεπτική συντήρηση με χρήση ευφυών τεχνικών, και (3) ολοκληρωμένες ή συντονισμένες προσεγγίσεις που γεφυρώνουν παραγωγή και συντήρηση. Παράλληλα, κατά την ανάγνωση των άρθρων προέκυψαν και εκ των υστέρων υποκατηγορίες που δεν ήταν πλήρως προβλέψιμες από την αρχή, όπως η εμφάνιση μεθόδων multi-agent reinforcement learning για δυναμικό scheduling, η χρήση graph neural networks σε προβλήματα flexible job shop, η ενσωμάτωση health indicators σε real-time επαναπρογραμματισμό, ή η διάκριση μεταξύ μελετών που βασίζονται αποκλειστικά σε προσομοιώσεις και μελετών που αξιοποιούν

πραγματικά δεδομένα αισθητήρων. Με αυτόν τον τρόπο, η κωδικοποίηση δεν περιορίστηκε σε μια «άκαμπτη» ταξινόμηση, αλλά λειτούργησε ως μηχανισμός χαρτογράφησης του πεδίου, επιτρέποντας να αποτυπωθούν τόσο οι αναμενόμενες κατευθύνσεις όσο και οι νεότερες τάσεις που εμφανίζονται στη βιβλιογραφία της τελευταίας πενταετίας.

Η σύνθεση των δεδομένων πραγματοποιήθηκε με λογική θεματικής σύνθεσης και συγκριτικής παρουσίασης, αντί για απλή αφήγηση άρθρο-προς-άρθρο. Για κάθε θεματική κατηγορία, επιδιώχθηκε να απαντηθούν συγκεκριμένα ερωτήματα: ποιες τεχνικές χρησιμοποιούνται συχνότερα και γιατί, ποια προβλήματα επιλύονται κατά προτεραιότητα, ποια κριτήρια απόδοσης θεωρούνται σημαντικότερα, ποια είναι η τυπική μεθοδολογία αξιολόγησης, και ποια είναι τα πρακτικά εμπόδια εφαρμογής (δεδομένα, υποδομή, υπολογιστικό κόστος, ερμηνευσιμότητα, ανάγκη παραμετροποίησης). Στον χρονοπρογραμματισμό, η σύνθεση οργανώθηκε γύρω από το είδος του προβλήματος (job shop / flow shop / flexible job shop / distributed scheduling / dynamic scheduling) και το είδος της ευφυούς τεχνικής (μεταερευρητικές, ML/DL, RL, υβριδικές). Στη συντήρηση, η σύνθεση οργανώθηκε γύρω από το είδος του στόχου (ανίχνευση ανωμαλιών, διάγνωση βλαβών, πρόβλεψη αστοχίας, εκτίμηση RUL) και τον τρόπο με τον οποίο τα αποτελέσματα μεταφράζονται σε αποφάσεις (π.χ. policy-based maintenance μέσω RL, optimization-based planning με είσοδο από ML μοντέλα, CBM με thresholds). Για τις ολοκληρωμένες προσεγγίσεις, η σύνθεση εστίασε στο επίπεδο πραγματικής διασύνδεσης: αν το scheduling απλώς «παγώνει» χρονικά παράθυρα συντήρησης (maintenance windows), αν το maintenance model παρέχει δυναμική πληροφόρηση (health/RUL) που επηρεάζει το scheduling, ή αν υπάρχει κοινή διατύπωση προβλήματος και κοινή βελτιστοποίηση (joint optimization). Αυτή η διάκριση είναι κρίσιμη, διότι επιτρέπει να φανεί ποια άρθρα επιτυγχάνουν ουσιαστική

ενσωμάτωση παραγωγής–συντήρησης και ποια παραμένουν σε πιο «χαλαρό» συντονισμό.

Ιδιαίτερη μέριμνα δόθηκε στο ζήτημα της συγκρισιμότητας, δεδομένου ότι τα άρθρα της βιβλιογραφίας συχνά διαφέρουν ως προς τις παραδοχές, τα δεδομένα, τις μετρικές και τα περιβάλλοντα προσομοίωσης. Για να αποφευχθούν αδόκιμες συγκρίσεις, η ανάλυση οργανώθηκε σε συγκρίσεις «εντός κατηγορίας» (within-category comparisons), δηλαδή μεταξύ εργασιών που εξετάζουν παρόμοια προβλήματα και χρησιμοποιούν παρόμοιες μετρικές, ώστε να εξαχθούν πιο ασφαλή συμπεράσματα. Όπου οι μετρικές διέφεραν, δόθηκε έμφαση σε ποιοτική σύγκριση των trade-offs: για παράδειγμα, μια μέθοδος μπορεί να προσφέρει καλύτερο makespan αλλά να απαιτεί πολύ μεγαλύτερο χρόνο υπολογισμού· ένα μοντέλο βαθιάς μάθησης μπορεί να αυξάνει την ακρίβεια πρόβλεψης RUL αλλά να μειώνει την ερμηνευσιμότητα και να απαιτεί μεγάλο όγκο δεδομένων· μια ολοκληρωμένη προσέγγιση μπορεί να μειώνει το συνολικό κόστος αλλά να προϋποθέτει αισθητήρες και υποδομή παρακολούθησης που δεν είναι διαθέσιμη σε όλες τις επιχειρήσεις. Με αυτό το σκεπτικό, η σύνθεση δεν επιδιώκει να καταλήξει σε μία «καλύτερη» τεχνική συνολικά, αλλά να εξηγήσει υπό ποιες συνθήκες κάθε κατηγορία τεχνικών είναι λειτουργικά και επιχειρησιακά προτιμότερη.

Τέλος, η διαδικασία εξαγωγής και σύνθεσης υποστηρίχθηκε από την παραγωγή συγκεντρωτικών πινάκων και συνοπτικών απεικονίσεων, με στόχο να παρουσιαστεί καθαρά η εικόνα του πεδίου και να ενισχυθεί η αναγνωσιμότητα των αποτελεσμάτων. Οι πίνακες αυτοί δεν λειτουργούν ως απλό παράρτημα, αλλά ως βασικό εργαλείο τεκμηρίωσης: επιτρέπουν να αποτυπωθεί με συνοπτικό τρόπο το πώς κατανέμονται οι τεχνικές ανά πρόβλημα και εφαρμογή, ποια άρθρα χρησιμοποιούν πραγματικά δεδομένα έναντι προσομοιώσεων, ποια περιοδικά φιλοξενούν πιο συχνά

σχετικές μελέτες, και ποια μετρική απόδοσης κυριαρχεί σε κάθε πεδίο. Επιπλέον, η συγκεντρωτική αποτύπωση διευκολύνει τον εντοπισμό ερευνητικών κενών, όπως περιοχές όπου η βιβλιογραφία παραμένει κυρίως σε επίπεδο προσομοίωσης, περιπτώσεις όπου η ευφυής τεχνική δεν συνοδεύεται από συγκρίσεις με state-of-the-art μεθόδους, ή σενάρια όπου η ολοκλήρωση παραγωγής-συντήρησης εμφανίζεται ως στόχος αλλά δεν υλοποιείται με πρακτικά εφαρμόσιμη διαδικασία. Με βάση αυτή τη δομημένη διαδικασία, τα ευρήματα που παρουσιάζονται στο επόμενο κεφάλαιο δεν αποτελούν απλή αφήγηση της βιβλιογραφίας, αλλά αποτέλεσμα οργανωμένης εξαγωγής, ταξινόμησης και σύνθεσης, στηριγμένο σε συγκρίσιμα στοιχεία και τεκμηριωμένες συγκρίσεις.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗΣ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗΣ

4.1 Γενική Αποτύπωση του Δείγματος της Ανασκόπησης

Η παρούσα ενότητα παρουσιάζει συνοπτικά αλλά με δομημένο τρόπο το τελικό σώμα των άρθρων που επιλέχθηκαν και αναλύθηκαν στο πλαίσιο της συστηματικής βιβλιογραφικής ανασκόπησης. Σκοπός της δεν είναι να επαναλάβει τη διαδικασία αναζήτησης και φιλτραρίσματος που περιγράφηκε στο Κεφάλαιο 3, αλλά να αποτυπώσει τα βασικά χαρακτηριστικά του δείγματος, ώστε να υπάρχει σαφής εικόνα για το «τι ακριβώς» αναλύεται στα επόμενα υποκεφάλαια. Με δεδομένο ότι το αντικείμενο της εργασίας βρίσκεται στο σημείο τομής μεταξύ χρονοπρογραμματισμού παραγωγής και προληπτικής/προβλεπτικής συντήρησης, και επιπλέον εστιάζει στη χρήση ευφύων τεχνικών, η γενική αποτύπωση είναι απαραίτητη για να κατανοηθεί πώς κατανέμονται οι πηγές ως προς θεματικούς άξονες, μεθοδολογικές επιλογές και επίπεδο εφαρμοσιμότητας. Ειδικότερα, η ενότητα αυτή λειτουργεί ως «εισαγωγική χαρτογράφηση» που ορίζει το πλαίσιο μέσα στο οποίο θα παρουσιαστούν στη συνέχεια τα αποτελέσματα, οι συγκρίσεις και τα ερευνητικά κενά.

Το τελικό δείγμα της ανασκόπησης αποτελείται από 26 peer-reviewed άρθρα περιοδικών, τα οποία επιλέχθηκαν με βάση τα κριτήρια ποιότητας και συνάφειας που παρουσιάστηκαν στο Κεφάλαιο 3. Όλες οι πηγές προέρχονται από επιστημονικά περιοδικά με διαδικασία κρίσης (peer review) και ανήκουν στη χρονική περίοδο 2021–2026, ώστε η ανασκόπηση να αποτυπώνει την πιο πρόσφατη εικόνα ενός πεδίου που εξελίσσεται ραγδαία. Η επιλογή της τελευταίας πενταετίας είναι ιδιαίτερα κρίσιμη στο συγκεκριμένο αντικείμενο, διότι η πρόοδος σε υπολογιστική ισχύ, σε βιομηχανικούς αισθητήρες, σε υποδομές συλλογής δεδομένων και σε

μεθόδους μηχανικής/βαθιάς μάθησης έχει επηρεάσει τόσο την πρακτική της προγνωστικής συντήρησης όσο και τη μετάβαση του χρονοπρογραμματισμού από στατικά μοντέλα σε πιο δυναμικές και προσαρμοστικές μορφές λήψης αποφάσεων. Κατά συνέπεια, το δείγμα δεν αντιμετωπίζεται ως «τυχαία συλλογή» εργασιών, αλλά ως αντιπροσωπευτική τομή της πρόσφατης βιβλιογραφίας που αναδεικνύει τάσεις, κυρίαρχες τεχνικές και σημεία ωριμότητας/ανωριμότητας του πεδίου.

Η θεματική κατανομή των άρθρων οργανώθηκε σε τρεις βασικές κατηγορίες, ώστε να αντανakλάται τόσο η διπλή φύση του θέματος (παραγωγή-συντήρηση) όσο και ο βαθμός διασύνδεσης των δύο πεδίων. Η πρώτη κατηγορία περιλαμβάνει μελέτες που εστιάζουν κυρίως στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής και χρησιμοποιούν ευφυείς τεχνικές ως κύριο μηχανισμό επίλυσης ή λήψης αποφάσεων. Σε αυτή την ομάδα εντάσσονται εργασίες που καλύπτουν κλασικά και σύγχρονα προβλήματα (π.χ. job shop/flexible job shop, δυναμικός επαναπρογραμματισμός, κατανομημένα ή πολυ-εργοστασιακά σενάρια), με στόχο τη βελτιστοποίηση κριτηρίων όπως makespan, καθυστερήσεις, ροή εργασιών ή πολυκριτηριακές συναρτήσεις κόστους. Η δεύτερη κατηγορία περιλαμβάνει μελέτες που εστιάζουν κυρίως στην προληπτική/προβλεπτική συντήρηση και χρησιμοποιούν ευφυείς τεχνικές για διάγνωση, ανίχνευση ανωμαλιών, πρόβλεψη αστοχιών ή εκτίμηση υπολειπόμενης ωφέλιμης ζωής (RUL), καθώς και για τη μετάφραση αυτής της πληροφορίας σε προτάσεις ενεργειών συντήρησης. Η τρίτη κατηγορία, η οποία είναι και η πιο κρίσιμη ως προς τον τίτλο της εργασίας, αφορά ολοκληρωμένες ή συντονισμένες προσεγγίσεις παραγωγής-συντήρησης, όπου οι αποφάσεις χρονοπρογραμματισμού και οι αποφάσεις συντήρησης δεν αντιμετωπίζονται ανεξάρτητα, αλλά συνδέονται μέσω κοινών

περιορισμών, κοινής βελτιστοποίησης ή μέσω ροής πληροφορίας υγείας εξοπλισμού (π.χ. health indicators, RUL) προς το scheduling. Η ταξινόμηση αυτή είναι σκόπιμα λειτουργική: επιτρέπει η ανάλυση των επόμενων ενοτήτων να είναι συγκριτική, να αποφεύγει επαναλήψεις θεωρίας και να οδηγεί σε σαφή συμπεράσματα για το ποιοι τύποι τεχνικών «ταιριάζουν» σε ποια προβλήματα και με ποια αποτελεσματικότητα.

Θεματική Κατηγορία	Πλήθος Άρθρων	Ποσοστό (%)
Χρονοπρογραμματισμός Παραγωγής (Scheduling)	9	34,6%
Προληπτική / Προβλεπτική Συντήρηση	8	30,8%
Ολοκληρωμένες Προσεγγίσεις Παραγωγής-Συντήρησης	9	34,6%
Σύνολο	26	100%

Πίνακας 1: Θεματική κατανομή επιλεγμένων άρθρων

Πέρα από τη θεματική κατανομή, σημαντική διάσταση αποτύπωσης του δείγματος είναι ο τρόπος με τον οποίο εμφανίζονται οι ευφυείς τεχνικές στη βιβλιογραφία της τελευταίας πενταετίας. Στο σύνολο των άρθρων του δείγματος, παρατηρείται ότι οι τεχνικές μπορούν να ομαδοποιηθούν σε τρεις μεγάλες οικογένειες: (α) μεταερευτικές/εξελεγκτικές μέθοδοι βελτιστοποίησης, (β) μοντέλα μηχανικής και βαθιάς μάθησης, και (γ) ενισχυτική μάθηση (reinforcement learning) και multi-agent προσεγγίσεις, με συχνή παρουσία υβριδικών συνδυασμών. Οι μεταερευτικές τεχνικές (π.χ. γενετικοί αλγόριθμοι, PSO, ACO, υβριδικές παραλλαγές) εμφανίζονται κυρίως σε προβλήματα χρονοπρογραμματισμού ή σε joint optimization σενάρια, όπου η αναζήτηση σε μεγάλο χώρο λύσεων και η προσαρμοστικότητα σε πολλαπλούς περιορισμούς αποτελούν βασική

απαίτηση. Τα μοντέλα μηχανικής/βαθιάς μάθησης εμφανίζονται συχνότερα σε συντήρηση, όπου απαιτείται επεξεργασία χρονοσειρών, σημάτων αισθητήρων και εξαγωγή χαρακτηριστικών για πρόβλεψη RUL ή ανίχνευση ανωμαλιών, ενώ σε αρκετές περιπτώσεις χρησιμοποιούνται ως «υποσύστημα πρόγνωσης» που τροφοδοτεί στη συνέχεια μια διαδικασία βελτιστοποίησης scheduling ή maintenance planning. Η ενισχυτική μάθηση εμφανίζεται έντονα σε δυναμικά ή real-time περιβάλλοντα, τόσο για scheduling όσο και για λήψη αποφάσεων συντήρησης, καθώς προσφέρει ένα πλαίσιο εκμάθησης πολιτικών που ανταποκρίνονται σε μεταβαλλόμενες καταστάσεις, διαταραχές (π.χ. βλάβες, νέες παραγγελίες) και αβεβαιότητα. Η συγκεκριμένη εικόνα έχει ιδιαίτερη σημασία για την παρούσα εργασία, διότι δείχνει ότι η «ευφυΐα» στη βιβλιογραφία δεν ταυτίζεται με μία μόνο τεχνική, αλλά με ένα φάσμα μεθόδων που εφαρμόζονται διαφορετικά ανάλογα με το ζητούμενο: πρόβλεψη, βελτιστοποίηση ή δυναμική λήψη αποφάσεων.

Κατηγορία Ευφυούς Τεχνικής	Συχνότητα Εμφάνισης
Μεταευρετικές Μέθοδοι (GA, PSO, ACO κ.λπ.)	8
Μηχανική Μάθηση / Βαθιά Μάθηση	9
Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)	7
Υβριδικές Προσεγγίσεις	2

Πίνακας 2: Κατανομή ευφυών τεχνικών στο δείγμα

Ιδιαίτερα κρίσιμο κριτήριο για την αξιολόγηση του δείγματος αποτελεί ο βαθμός εφαρμοσιμότητας και ρεαλισμού των μελετών. Στο πλαίσιο της παρούσας ανασκόπησης, εξετάστηκε αν τα άρθρα βασίζονται σε

πραγματικά βιομηχανικά δεδομένα (π.χ. δεδομένα αισθητήρων, ιστορικά αρχεία βλαβών, δεδομένα παραγωγικών συστημάτων), σε τυποποιημένα benchmark datasets/instances, ή σε προσομοιωμένα σενάρια που έχουν σχεδιαστεί για να ελέγξουν τη συμπεριφορά των προτεινόμενων μεθόδων υπό συγκεκριμένες παραδοχές. Η διάκριση αυτή είναι ουσιώδης, διότι οι ευφυείς τεχνικές συχνά παρουσιάζουν υψηλές επιδόσεις σε ελεγχόμενα περιβάλλοντα, ωστόσο η μεταφορά τους σε πραγματικές παραγωγικές συνθήκες προϋποθέτει διαθεσιμότητα δεδομένων, διαχείριση θορύβου, προβλήματα ελλιπών καταγραφών και ανάγκη συνεχούς ενημέρωσης μοντέλων. Αντίστοιχα, στα scheduling προβλήματα, οι πραγματικές συνθήκες περιλαμβάνουν περιορισμούς που συχνά απλοποιούνται στη βιβλιογραφία (π.χ. διαθεσιμότητα εργαλείων, setup times, ανθρώπινοι πόροι, απρόβλεπτες διακοπές), ενώ η αξιολόγηση σε δυναμικά σενάρια απαιτεί διαφορετική μετρική απόδοσης από τη στατική βελτιστοποίηση. Κατά συνέπεια, η αποτύπωση του δείγματος ως προς τον τύπο δεδομένων και τον βαθμό ρεαλισμού λειτουργεί και ως προετοιμασία για τη συζήτηση των ερευνητικών κενών: αν δηλαδή η βιβλιογραφία κινείται περισσότερο προς ακαδημαϊκές προσομοιώσεις ή προς εφαρμογές με πραγματική βιομηχανική ωρίμανση.

Τύπος Δεδομένων	Πλήθος Άρθρων
Προσομοιωμένα / Benchmark Instances	15
Πραγματικά Βιομηχανικά Δεδομένα	7
Συνδυασμός Προσομοίωσης και Πραγματικών	4
Σύνολο	26

Πίνακας 3: Τύπος δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στο δείγμα

Συμπληρωματικά, στο δείγμα αποτυπώνεται και η ποικιλία των κριτηρίων αξιολόγησης που χρησιμοποιούνται ανά πεδίο. Στον

χρονοπρογραμματισμό, οι πιο συχνές μετρικές αφορούν την ποιότητα και την αποδοτικότητα της λύσης, ενώ σε πιο σύνθετα σενάρια εμφανίζονται και πολυκριτηριακά πλαίσια που συνδυάζουν κόστος, σταθερότητα επαναπρογραμματισμού ή κατανάλωση πόρων. Στη συντήρηση, οι μετρικές αφορούν τόσο την ακρίβεια πρόγνωσης (π.χ. σφάλμα RUL) όσο και τα επιχειρησιακά αποτελέσματα. Στις ολοκληρωμένες προσεγγίσεις, εμφανίζεται η ανάγκη συνδυασμού των δύο τύπων μετρικών, δηλαδή η αξιολόγηση να γίνεται με κριτήρια που αποτυπώνουν το συνολικό αποτέλεσμα στο σύστημα παραγωγής: πώς η ενσωμάτωση συντήρησης επηρεάζει την απόδοση παραγωγής και πώς ο χρονοπρογραμματισμός επηρεάζει την αξιοπιστία/διαθεσιμότητα του εξοπλισμού. Η ύπαρξη διαφορετικών μετρικών καθιστά ακόμη πιο αναγκαία τη δομημένη σύνθεση και τη σύγκριση εντός ομοειδών κατηγοριών, κάτι που ακολουθείται στα επόμενα υποκεφάλαια.

Για λόγους πληρότητας και διαφάνειας, τα βασικά χαρακτηριστικά των άρθρων του δείγματος συγκεντρώνονται σε πίνακα SLR (data extraction table), ο οποίος λειτουργεί ως συνοπτική αναφορά των κύριων μεταβλητών που καταγράφηκαν (έτος, περιοδικό, πρόβλημα, ευφυής τεχνική, τύπος δεδομένων, μετρικές και κύρια ευρήματα). Στην παρούσα ενότητα, ο πίνακας χρησιμοποιείται ως σημείο αναφοράς για τη γενική εικόνα του δείγματος, ενώ η αναλυτική αξιοποίηση των πληροφοριών του πραγματοποιείται στις επόμενες ενότητες όπου γίνεται θεματική και συγκριτική παρουσίαση. Με αυτόν τον τρόπο, αποφεύγεται η απλή «παράθεση» πληροφοριών και διατηρείται η ροή της ανάλυσης, καθώς τα αποτελέσματα παρουσιάζονται οργανωμένα ανά κατηγορία και όχι ως αλληλουχία περιγραφών ανά άρθρο.

Συνοψίζοντας, η γενική αποτύπωση του δείγματος δείχνει ότι η πρόσφατη βιβλιογραφία 2021–2026 χαρακτηρίζεται από έντονη αξιοποίηση ευφυών

τεχνικών, με κυρίαρχη παρουσία μεθόδων ενισχυτικής μάθησης σε δυναμικά προβλήματα scheduling, αυξημένη χρήση βαθιάς μάθησης και τεχνικών ανίχνευσης/πρόγνωσης στη συντήρηση, καθώς και μια αναδυόμενη αλλά ακόμη περιορισμένη ομάδα εργασιών που επιχειρούν ουσιαστική ολοκλήρωση των δύο πεδίων. Η εικόνα αυτή δημιουργεί το κατάλληλο υπόβαθρο για τα επόμενα υποκεφάλαια, στα οποία παρουσιάζονται αναλυτικά οι ευφυείς τεχνικές στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής, στη συντήρηση, και στις ολοκληρωμένες προσεγγίσεις, με στόχο να εξαχθούν συγκρίσιμα συμπεράσματα και να αναδειχθούν οι κυρίαρχες τάσεις και τα κενά της βιβλιογραφίας.

4.2 Συγκεντρωτικός Πίνακας Επιλεγμένων Άρθρων

Ακολουθεί ο συγκεντρωτικός πίνακας των επιλεγμένων άρθρων:

#	Συγγραφείς (Έτος)	Πεδίο	Πρόβλημα / Εφαρμογή	Ευφυής Τεχνική	Τύπος Δεδομένων	Κύριες Μετρικές	Βασικό Εύρημα
1	Zhai et al. (2021) [31]	Integrated	Scheduling + Prognostics	Deep Learning	Simulation	Makespan, Cost	Βελτίωση scheduling με health input
2	Bencheikh et al. (2022) [32]	Integrated	Joint Production - Maintenance	Optimization + ML	Simulation	Cost, Availability	Καλύτερος συγχρονισμός πόρων
3	Mishra et al. (2022) [33]	Integrated	Preventive Maintenance Planning	Metaheuristic	Simulation	Downtime, Cost	Μείωση συνολικού downtime

4	Geurtsen et al. (2023) [34]	Integrated	Parallel Machines Scheduling	Optimization	Benchmark	Makespan	Αποτελεσματικός συνδυασμός maintenance
5	Ding et al. (2025) [35]	Integrated	Real-time Scheduling	Deep RL	Simulation	Cost, RUL impact	Δυναμική προσαρμογή σε breakdowns
6	Wang et al. (2024) [36]	Integrated	FJSP + Preventive Maintenance	Hybrid	Simulation	Makespan	Υπεροχή hybrid approach
7	Liu et al. (2026) [37]	Integrated	Multi-factory + Degradation	Multi-agent RL	Simulation	Cost, Stability	Προσαρμοστική πολιτική απόφασης
8	Zhang et al. (2024) [38]	Integrated	Multi-unit Systems	Optimization	Simulation	Availability	Βελτίωση αξιοπιστίας
9	Hu et al. (2023) [39]	Integrated	Dynamic Scheduling	Metaheuristic	Simulation	Tardiness	Διαχείριση dynamic arrivals
10	Huang et al. (2025) [40]	Scheduling	Flexible Job Shop	Deep RL + GNN	Benchmark	Makespan	Υπεροχή σε πολύπλοκα περιβάλλοντα
11	Lv et al. (2025) [41]	Scheduling	Breakdown Handling	Multi-agent RL	Simulation	Stability	Ανθεκτικότητα σε διαταραχές
12	Zhang et al. (2024) [42]	Scheduling	Distributed FJSP	Metaheuristic + RL	Benchmark	Makespan	Βελτιστοποίηση σε distributed systems
13	Lei et al. (2022) [43]	Scheduling	FJSP	Deep RL	Benchmark	Makespan	Ανταγωνιστική απόδοση

1 4	Su et al. (2023) [44]	Scheduling	Dynamic Job Shop	Graph RL	Simulation	Tardiness	Καλύτερη διαχείριση δυναμικότητας
1 5	Wang et al. (2022) [45]	Scheduling	Uncertain Events	RL	Simulation	Multi- objective	Προσαρμογή σε uncertainty
1 6	Yuan et al. (2024) [46]	Scheduling	FJSP	Deep RL	Benchmark	Makespan	Υψηλή αποδοτικότητα
1 7	Ruiz- Rodríguez et al. (2024) [47]	Scheduling	Maintenanc e Scheduling	RL vs GA	Simulation	Cost	RL υπερέχει heuristics
1 8	Wang et al. (2024) [48]	Maintenanc e	Predictive Maintenanc e	Deep Learning Ensemble	Industrial Data	RMSE	Αύξηση ακρίβειας RUL
1 9	Han et al. (2021) [49]	Maintenanc e	RUL Prediction	ML Models	Simulation	Accuracy	Βελτίωση πρόγνωσης
2 0	Lee & Mitici (2022) [50]	Maintenanc e	RL-based Maintenanc e	Deep RL	Simulation	Cost	Βελτιστοποίηση policy
2 1	de Pater et al. (2022) [51]	Maintenanc e	Aircraft Engine Prognostics	ML	Industrial Data	RUL Error	Αξιόπιστη πρόγνωση
2 2	Crespo Márquez et al. (2023) [52]	Maintenanc e	CBM Scheduling	Simulation Model	Simulation	Availabilit y	Βελτιστοποίηση planning
2 3	Choi et al. (2022) [53]	Maintenanc e	Anomaly Detection	Explainable AI	Industrial Data	Precision	Ερμηνευσιμότητ α

2 4	Serradilla et al. (2021) [54]	Maintenance	Semi-supervised Learning	Deep Learning	Industrial Data	Accuracy	Μείωση false alarms
2 5	Yan et al. (2025) [55]	Scheduling	Sequence-dependent Setup	Deep RL	Benchmark	Makespan	Βελτίωση dynamic control
2 6	Wocker et al. (2024) [56]	Scheduling	Preventive-aware FJSP	Optimization	Simulation	Makespan	Καλύτερη ενσωμάτωση maintenance

Πίνακας 4: Πίνακας επιλεγμένων άρθρων προς ανάλυση

4.2 Ευφυείς Τεχνικές στον Χρονοπρογραμματισμό Παραγωγής

4.2.1 Μεταευρετικές και Εξελικτικές Προσεγγίσεις

Οι μεταευρετικές και εξελικτικές μέθοδοι αποτελούν διαχρονικά μία από τις κυρίαρχες κατηγορίες ευφύων τεχνικών στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής, ιδιαίτερα σε προβλήματα υψηλής πολυπλοκότητας όπως τα job shop και flexible job shop scheduling problems (FJSP). Στο πλαίσιο του δείγματος της παρούσας ανασκόπησης, οι μεταευρετικές τεχνικές εμφανίζονται είτε ως κύριος μηχανισμός αναζήτησης βέλτιστης ή σχεδόν βέλτιστης λύσης είτε ως μέρος υβριδικών σχημάτων που συνδυάζουν βελτιστοποίηση με μηχανισμούς μάθησης ή προγνωστικά υποσυστήματα. Η συνεχής παρουσία τους στη βιβλιογραφία της περιόδου 2021–2026 καταδεικνύει ότι, παρά την άνοδο των μεθόδων βαθιάς μάθησης και ενισχυτικής μάθησης, οι μεταευρετικές τεχνικές παραμένουν ιδιαίτερα αποτελεσματικές σε περιβάλλοντα όπου ο χώρος λύσεων είναι μεγάλος, οι περιορισμοί πολλαπλοί και η ακριβής μαθηματική διατύπωση καθίσταται υπολογιστικά δυσχερής.

Στα άρθρα του δείγματος, οι μεταερευνητικές προσεγγίσεις εφαρμόζονται κυρίως σε flexible job shop προβλήματα, σε περιβάλλοντα πολλαπλών μηχανών και σε περιπτώσεις όπου απαιτείται ενσωμάτωση περιορισμών όπως sequence-dependent setup times ή προγραμματισμένα διαστήματα συντήρησης. Σε αρκετές περιπτώσεις, χρησιμοποιούνται εξελικτικοί αλγόριθμοι (π.χ. γενετικοί αλγόριθμοι) ή πληθυσμιακές τεχνικές (π.χ. particle swarm optimization), οι οποίες επιτρέπουν την εξερεύνηση πολλαπλών εναλλακτικών λύσεων ταυτόχρονα, αυξάνοντας την πιθανότητα εύρεσης υψηλής ποιότητας προγραμμάτων παραγωγής. Η αποτελεσματικότητά τους ενισχύεται ιδιαίτερα σε προβλήματα όπου η αντικειμενική συνάρτηση είναι πολυκριτηριακή, όπως όταν συνδυάζονται makespan, καθυστερήσεις (tardiness) και κόστη λειτουργίας.

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός ότι αρκετές μελέτες της πενταετίας δεν περιορίζονται σε «καθαρούς» μεταερευνητικούς αλγορίθμους, αλλά προτείνουν υβριδικές παραλλαγές, όπου η βασική δομή βελτιστοποίησης εμπλουτίζεται με μηχανισμούς τοπικής αναζήτησης, δυναμικής προσαρμογής παραμέτρων ή ακόμη και με πληροφορία που προέρχεται από προγνωστικά μοντέλα συντήρησης. Σε τέτοιες περιπτώσεις, η μεταερευνητική τεχνική δεν λειτουργεί απομονωμένα, αλλά εντάσσεται σε ένα ευρύτερο πλαίσιο λήψης αποφάσεων, όπου ο χρονοπρογραμματισμός λαμβάνει υπόψη τη διαθεσιμότητα μηχανών, τον βαθμό φθοράς ή τον προγραμματισμένο χρόνο παρέμβασης συντήρησης. Αυτό το στοιχείο είναι ιδιαίτερα σημαντικό για τον τίτλο της εργασίας, καθώς δείχνει ότι οι μεταερευνητικές τεχνικές μπορούν να αποτελέσουν γέφυρα μεταξύ παραγωγής και συντήρησης.

Ως προς τις μετρικές αξιολόγησης, τα άρθρα που χρησιμοποιούν μεταερευνητικές μεθόδους εστιάζουν κυρίως στη μείωση του makespan, στη βελτίωση της συνολικής καθυστέρησης (total tardiness), στη

βελτιστοποίηση της αξιοποίησης μηχανών και σε πολυκριτηριακά σχήματα που συνδυάζουν κόστος και σταθερότητα επαναπρογραμματισμού. Σε δυναμικά περιβάλλοντα, αξιολογείται επιπλέον η ικανότητα της μεθόδου να διαχειρίζεται διαταραχές χωρίς σημαντική υποβάθμιση της απόδοσης. Από τη συγκριτική ανάλυση προκύπτει ότι οι μεταερευτικές τεχνικές εξακολουθούν να υπερέχουν έναντι απλών ευρετικών κανόνων, ιδιαίτερα σε μεγάλης κλίμακας προβλήματα, αν και συχνά συνοδεύονται από αυξημένο υπολογιστικό κόστος, το οποίο μπορεί να περιορίσει τη χρήση τους σε real-time εφαρμογές.

Για λόγους συνοπτικής αποτύπωσης, ο επόμενος πίνακας παρουσιάζει τη χρήση μεταερευτικών και εξελικτικών τεχνικών στα άρθρα του δείγματος που αφορούν τον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής.

Τύπος Προβλήματος	Είδος Μεταερευτικής Τεχνικής	Κύριες Μετρικές	Παρατηρούμενα Πλεονεκτήματα
Flexible Job Shop	Γενετικοί Αλγόριθμοι / Hybrid GA	Makespan	Υψηλή ποιότητα λύσεων
Distributed Scheduling	Metaheuristic + Local Search	Makespan	Καλή κλιμάκωση σε μεγάλα συστήματα
Scheduling με Setup Times	Εξελικτικές τεχνικές	Makespan, Tardiness	Διαχείριση σύνθετων περιορισμών

Joint Scheduling– Maintenance	Hybrid Optimization	Cost, Availability	Καλύτερη ενσωμάτωση συντήρησης
--------------------------------------	---------------------	--------------------	--------------------------------

Πίνακας 5: Μεταερευρητικές και Εξελικτικές Τεχνικές στον Χρονοπρογραμματισμό Παραγωγής

Επομένως, οι μεταερευρητικές προσεγγίσεις στο δείγμα της παρούσας ανασκόπησης επιβεβαιώνουν τον ρόλο τους ως αξιόπιστα εργαλεία βελτιστοποίησης σε σύνθετα παραγωγικά περιβάλλοντα. Αν και η βιβλιογραφία δείχνει σαφή μετατόπιση προς τεχνικές μάθησης, οι μεταερευρητικές μέθοδοι εξακολουθούν να προσφέρουν υψηλή ποιότητα λύσεων, ευελιξία σε πολυκριτηριακές διατυπώσεις και δυνατότητα ενσωμάτωσης σε υβριδικά σχήματα. Η εξέλιξη αυτή δημιουργεί το υπόβαθρο για την επόμενη υποενοότητα, όπου εξετάζονται οι τεχνικές μηχανικής και βαθιάς μάθησης στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής, οι οποίες διαφοροποιούνται ως προς τη φιλοσοφία επίλυσης, μετατοπίζοντας το βάρος από την αναζήτηση λύσης στη μάθηση πολιτικών απόφασης.

4.2.2 Τεχνικές Μηχανικής και Βαθιάς Μάθησης στον Χρονοπρογραμματισμό Παραγωγής

Η τελευταία πενταετία χαρακτηρίζεται από σαφή ενίσχυση της χρήσης τεχνικών μηχανικής μάθησης και, κυρίως, βαθιάς ενισχυτικής μάθησης (Deep Reinforcement Learning – DRL) στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής. Σε αντίθεση με τις μεταερευρητικές προσεγγίσεις, οι οποίες βασίζονται σε επαναληπτική αναζήτηση στον χώρο λύσεων, οι τεχνικές μάθησης επιδιώκουν τη διαμόρφωση πολιτικών απόφασης (decision policies) που προσαρμόζονται δυναμικά στην κατάσταση του παραγωγικού συστήματος. Η μετατόπιση αυτή είναι ιδιαίτερα εμφανής σε flexible job

shop και δυναμικά scheduling προβλήματα, όπου η ύπαρξη αβεβαιότητας, απρόβλεπτων διαταραχών και μεταβαλλόμενων παραμέτρων καθιστά δύσκολη τη στατική βελτιστοποίηση.

Στο δείγμα των άρθρων, οι τεχνικές βαθιάς μάθησης εμφανίζονται κυρίως σε δύο μορφές: (α) ως μοντέλα που εκτιμούν προτεραιότητες ή χαρακτηριστικά καταστάσεων και (β) ως πλήρη πλαίσια ενισχυτικής μάθησης που μαθαίνουν πολιτικές χρονοπρογραμματισμού μέσω αλληλεπίδρασης με περιβάλλον προσομοίωσης. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται σε multi-agent reinforcement learning (MARL) προσεγγίσεις, όπου κάθε μηχανή ή σταθμός εργασίας μπορεί να λειτουργεί ως αυτόνομος πράκτορας (agent), λαμβάνοντας αποφάσεις βάσει τοπικής πληροφορίας αλλά με στόχο τη βελτιστοποίηση ενός συνολικού κριτηρίου απόδοσης. Το χαρακτηριστικό αυτό είναι κρίσιμο για μεγάλης κλίμακας ή κατανεμημένα παραγωγικά συστήματα, όπου η αποκεντρωμένη λήψη αποφάσεων αντανακλά καλύτερα τη δομή του πραγματικού βιομηχανικού περιβάλλοντος.

Παράλληλα, η χρήση Graph Neural Networks (GNN) σε συνδυασμό με DRL έχει αρχίσει να εμφανίζεται σε flexible job shop προβλήματα, όπου η δομή του προβλήματος (εργασίες-μηχανές-περιορισμοί) μπορεί να αναπαρασταθεί ως γράφος. Η αναπαράσταση αυτή επιτρέπει στο μοντέλο να «κατανοεί» καλύτερα τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ πόρων και εργασιών, βελτιώνοντας την ποιότητα της εκμάθησης. Σε σύγκριση με παραδοσιακές μεταερευτικές τεχνικές, τα μοντέλα DRL δείχνουν ιδιαίτερα ισχυρή απόδοση σε δυναμικά περιβάλλοντα, όπου οι καταστάσεις μεταβάλλονται συνεχώς λόγω νέων παραγγελιών, καθυστερήσεων ή βλαβών μηχανών.

Ως προς τις μετρικές αξιολόγησης, τα περισσότερα άρθρα συνεχίζουν να χρησιμοποιούν το makespan ως βασικό κριτήριο, ωστόσο παρατηρείται αυξανόμενη τάση προς πολυκριτηριακές διατυπώσεις, που συνδυάζουν

καθυστερήσεις, σταθερότητα επαναπρογραμματισμού και λειτουργικό κόστος. Επιπλέον, σε περιβάλλοντα με αβεβαιότητα, αξιολογείται η ικανότητα γενίκευσης της εκπαιδευμένης πολιτικής σε διαφορετικά σενάρια από εκείνα που χρησιμοποιήθηκαν κατά την εκπαίδευση. Το στοιχείο αυτό διαφοροποιεί ουσιαστικά τις τεχνικές μάθησης από τις μεταερευτικές, καθώς η απόδοση δεν εξαρτάται μόνο από την ποιότητα αναζήτησης αλλά και από την ποιότητα εκπαίδευσης και τη διαθεσιμότητα δεδομένων.

Ωστόσο, παρά τα πλεονεκτήματα, αναδεικνύονται και περιορισμοί. Οι τεχνικές βαθιάς μάθησης απαιτούν σημαντικό αριθμό επεισοδίων εκπαίδευσης και υψηλή υπολογιστική ισχύ, ενώ η ερμηνευσιμότητα των αποφάσεων παραμένει περιορισμένη. Σε βιομηχανικό πλαίσιο, η έλλειψη διαφάνειας μπορεί να λειτουργήσει αποτρεπτικά ως προς την υιοθέτηση, ιδιαίτερα όταν οι αποφάσεις επηρεάζουν κρίσιμους παραγωγικούς πόρους. Παρ' όλα αυτά, η συνολική εικόνα της βιβλιογραφίας δείχνει σαφή μετατόπιση προς learning-based scheduling, ιδίως σε προβλήματα που συνδέονται με δυναμικότητα και αβεβαιότητα.

Για τη συνοπτική αποτύπωση της χρήσης τεχνικών μάθησης στον χρονοπρογραμματισμό, ο επόμενος πίνακας παρουσιάζει τα βασικά χαρακτηριστικά των σχετικών προσεγγίσεων.

Τύπος Προβλήματος	Τεχνική	Περιβάλλον	Κύριες Μετρικές	Παρατηρούμενο Πλεονέκτημα
Flexible Job Shop	Deep Reinforcement Learning	Benchmark	Makespan	Υψηλή ποιότητα λύσης σε σύνθετα σενάρια
Dynamic Scheduling	Multi-Agent RL	Simulation	Stability, Tardiness	Ανθεκτικότητα σε διαταραχές

Distributed Production	DRL + GNN	Benchmark	Makespan	Καλύτερη αναπαράσταση δομής προβλήματος
Uncertain Environments	RL	Simulation	Multi-objective	Προσαρμοστικότητα σε αβεβαιότητα

Πίνακας 6: Τεχνικές Μηχανικής και Βαθιάς Μάθησης στον Χρονοπρογραμματισμό

Επομένως, οι τεχνικές μηχανικής και βαθιάς μάθησης αναδεικνύονται ως ιδιαίτερα ισχυρές σε περιβάλλοντα όπου η στατική βελτιστοποίηση δεν επαρκεί. Σε αντίθεση με τις μεταερευτικές προσεγγίσεις, οι οποίες αναζητούν λύση για ένα δεδομένο πρόβλημα, οι learning-based τεχνικές επιχειρούν να μάθουν στρατηγικές που μπορούν να εφαρμοστούν επαναλαμβανόμενα σε μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα. Η τάση αυτή υποδηλώνει μια μετατόπιση του πεδίου από την απλή βελτιστοποίηση προς την προσαρμοστική λήψη αποφάσεων, στοιχείο που συνδέεται άμεσα και με τη μετέπειτα ανάλυση των ολοκληρωμένων προσεγγίσεων παραγωγής-συντήρησης.

4.2.3 Χρονοπρογραμματισμός σε Δυναμικά και Αβέβαια Παραγωγικά Περιβάλλοντα

Ένα από τα πιο χαρακτηριστικά ευρήματα της βιβλιογραφίας της περιόδου 2021–2026 είναι η σταδιακή μετάβαση από στατικά προβλήματα χρονοπρογραμματισμού προς δυναμικά και αβέβαια παραγωγικά περιβάλλοντα. Σε αντίθεση με τα κλασικά job shop μοντέλα, όπου όλες οι παράμετροι θεωρούνται γνωστές εκ των προτέρων, τα σύγχρονα βιομηχανικά συστήματα λειτουργούν υπό συνθήκες συνεχούς μεταβολής: νέες παραγγελίες εισάγονται δυναμικά, μηχανές παρουσιάζουν βλάβες, οι

χρόνοι επεξεργασίας ενδέχεται να μεταβάλλονται, ενώ η ανάγκη επαναπρογραμματισμού καθίσταται συχνή. Η αντιμετώπιση αυτών των συνθηκών απαιτεί τεχνικές που δεν επιλύουν απλώς ένα πρόβλημα, αλλά προσαρμόζονται σε εξελισσόμενες καταστάσεις.

Στο δείγμα των άρθρων, η δυναμικότητα εμφανίζεται κυρίως σε τρεις μορφές: (α) διαχείριση βλαβών μηχανών (machine breakdowns), (β) άφιξη νέων εργασιών σε πραγματικό χρόνο (dynamic job arrivals), και (γ) ύπαρξη αβεβαιότητας στους χρόνους επεξεργασίας ή στους χρόνους ρύθμισης (sequence-dependent setup times). Οι προσεγγίσεις που υιοθετούνται για την αντιμετώπιση αυτών των παραγόντων διαφοροποιούνται σημαντικά από τις καθαρά στατικές τεχνικές, καθώς ενσωματώνουν μηχανισμούς επαναπρογραμματισμού (rescheduling) και αξιολόγησης της σταθερότητας του συστήματος.

Οι τεχνικές ενισχυτικής μάθησης εμφανίζονται ιδιαίτερα κατάλληλες σε αυτό το πλαίσιο, καθώς επιτρέπουν την εκμάθηση πολιτικών που ανταποκρίνονται σε μεταβολές της κατάστασης του συστήματος. Σε multi-agent σχήματα, κάθε μηχανή ή σταθμός παραγωγής μπορεί να αντιδρά τοπικά σε μία βλάβη ή σε καθυστέρηση, ενώ η συνολική πολιτική στοχεύει στη διατήρηση της συνολικής απόδοσης. Παράλληλα, σε ορισμένες μελέτες χρησιμοποιούνται υβριδικά σχήματα όπου μια μεταευρετική τεχνική παράγει αρχικό πρόγραμμα και ένα μοντέλο μάθησης αναλαμβάνει την προσαρμογή του σε πραγματικό χρόνο.

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η εισαγωγή της έννοιας της «σταθερότητας επαναπρογραμματισμού» (schedule stability), δηλαδή του βαθμού στον οποίο οι αλλαγές στο πρόγραμμα επηρεάζουν τις ήδη προγραμματισμένες εργασίες. Σε βιομηχανικό περιβάλλον, οι συχνές και εκτεταμένες αλλαγές μπορεί να προκαλέσουν οργανωτική αστάθεια, αυξημένο κόστος και σύγχυση στο προσωπικό. Ως εκ τούτου, αρκετές

σύγχρονες προσεγγίσεις δεν επιδιώκουν μόνο τη βελτιστοποίηση του makespan, αλλά και την ελαχιστοποίηση της απόκλισης από το αρχικό πρόγραμμα, επιτυγχάνοντας έναν συμβιβασμό μεταξύ απόδοσης και σταθερότητας.

Η σύνδεση με τη συντήρηση καθίσταται ιδιαίτερα εμφανής σε περιβάλλοντα όπου οι βλάβες μηχανών δεν θεωρούνται απλώς τυχαία γεγονότα αλλά ενσωματώνονται στο μοντέλο ως παράμετροι που μπορούν να προβλεφθούν ή να εκτιμηθούν. Σε τέτοιες περιπτώσεις, ο χρονοπρογραμματισμός μετατρέπεται σε πρόβλημα που συνδυάζει απόδοση και αξιοπιστία εξοπλισμού, προετοιμάζοντας το έδαφος για τις ολοκληρωμένες προσεγγίσεις που θα αναλυθούν στην ενότητα 4.4.

Για λόγους συνοπτικής αποτύπωσης των χαρακτηριστικών των δυναμικών περιβαλλόντων που εντοπίστηκαν στο δείγμα, παρατίθεται ο επόμενος πίνακας:

Τύπος Δυναμικότητας	Χρησιμοποιούμε νες Τεχνικές	Μετρικές Αξιολόγησ ης	Κύριο Πλεονέκτημ α
Βλάβες μηχανών	Multi-Agent RL	Makespan, Stability	Ανθεκτικότη τα σε διαταραχές
Δυναμικές αφίξεις εργασιών	DRL	Tardiness, Flow Time	Προσαρμογή σε real-time μεταβολές
Setup time uncertainty	Hybrid Optimization	Makespan	Διαχείριση σύνθετων περιορισμών

Επαναπρογραμματισμός	RL + Heuristics	Stability Index	Μείωση διαταραχών προγράμματος
-----------------------------	-----------------	-----------------	--------------------------------

Πίνακας 7: Χαρακτηριστικά Δυναμικών και Αβέβαιων Περιβαλλόντων στον Χρονοπρογραμματισμό

Συνεπώς, η βιβλιογραφία δείχνει ότι ο σύγχρονος χρονοπρογραμματισμός παραγωγής απομακρύνεται από στατικά, απομονωμένα μοντέλα και προσεγγίζει ολοένα και περισσότερο ρεαλιστικά βιομηχανικά περιβάλλοντα, όπου η αβεβαιότητα και η δυναμικότητα αποτελούν τον κανόνα. Οι ευφυείς τεχνικές, και ιδιαίτερα η ενισχυτική μάθηση, φαίνεται να προσφέρουν τα κατάλληλα εργαλεία για τη διαχείριση αυτών των συνθηκών, αν και η εφαρμογή τους σε πλήρως βιομηχανικό περιβάλλον εξακολουθεί να συνοδεύεται από προκλήσεις, όπως η ανάγκη εκτεταμένων δεδομένων και η υπολογιστική απαίτηση.

4.3 Ευφυείς Τεχνικές στην Προληπτική και Προβλεπτική Συντήρηση

4.3.1 Ανίχνευση Βλαβών και Διάγνωση (Fault Detection and Diagnosis)

Η ανίχνευση βλαβών και η διάγνωση αποτελούν το πρώτο στάδιο της προληπτικής και προβλεπτικής συντήρησης, καθώς συνδέονται άμεσα με την ικανότητα έγκαιρης αναγνώρισης ανωμαλιών στη λειτουργία του μηχανολογικού εξοπλισμού. Σε σύγχρονα παραγωγικά περιβάλλοντα, όπου οι μηχανές λειτουργούν υπό υψηλά φορτία και σε συνεχείς κύκλους λειτουργίας, η έγκαιρη ανίχνευση αποκλίσεων από τη φυσιολογική συμπεριφορά είναι κρίσιμη για την αποφυγή απρογραμμάτιστων διακοπών και την ελαχιστοποίηση του κόστους συντήρησης. Στο πλαίσιο της παρούσας ανασκόπησης, οι ευφυείς τεχνικές που εφαρμόζονται σε

αυτό το πεδίο βασίζονται κυρίως σε μεθόδους μηχανικής και βαθιάς μάθησης, οι οποίες αξιοποιούν δεδομένα αισθητήρων, χρονοσειρές και λειτουργικές παραμέτρους για την ανίχνευση ανωμαλιών και την ταξινόμηση καταστάσεων λειτουργίας.

Στο δείγμα των άρθρων, η ανίχνευση βλαβών υλοποιείται είτε ως πρόβλημα δυαδικής ταξινόμησης (κανονική λειτουργία – ανωμαλία), είτε ως πολυκατηγορική διάγνωση, όπου επιχειρείται η αναγνώριση του τύπου της βλάβης. Οι τεχνικές βαθιάς μάθησης, όπως τα νευρωνικά δίκτυα και τα ημι-επιβλεπόμενα μοντέλα (semi-supervised learning), εμφανίζονται ιδιαίτερα αποτελεσματικές σε περιπτώσεις όπου τα δεδομένα είναι μεγάλης κλίμακας και παρουσιάζουν υψηλό βαθμό θορύβου ή μη γραμμικότητας. Σε αρκετές μελέτες, η ανίχνευση ανωμαλιών βασίζεται σε μοντέλα που εκπαιδεύονται μόνο σε δεδομένα «κανονικής» λειτουργίας και στη συνέχεια εντοπίζουν αποκλίσεις, γεγονός που είναι ιδιαίτερα χρήσιμο σε βιομηχανικά περιβάλλοντα όπου οι καταγεγραμμένες περιπτώσεις βλαβών είναι περιορισμένες.

Επιπλέον, εμφανίζεται αυξανόμενο ενδιαφέρον για explainable AI (ερμηνεύσιμη τεχνητή νοημοσύνη), καθώς η δυνατότητα κατανόησης των αποφάσεων ενός μοντέλου αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για την αποδοχή του από μηχανικούς και τεχνικό προσωπικό. Σε εφαρμογές συντήρησης, δεν αρκεί η ένδειξη ότι «υπάρχει βλάβη», αλλά απαιτείται και η αιτιολόγηση της πρόβλεψης, ώστε να μπορούν να ληφθούν στοχευμένες αποφάσεις. Ωστόσο, παρατηρείται ότι η πλειονότητα των μοντέλων υψηλής ακρίβειας παρουσιάζει περιορισμένη ερμηνευσιμότητα, γεγονός που δημιουργεί ένα εμφανές ερευνητικό κενό.

Ως προς τα δεδομένα, ένα σημαντικό ποσοστό των μελετών βασίζεται σε πραγματικά βιομηχανικά δεδομένα, γεγονός που διαφοροποιεί το πεδίο της συντήρησης από τον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής, όπου

κυριαρχούν τα προσομοιωμένα σενάρια. Η χρήση πραγματικών δεδομένων ενισχύει την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων, αλλά ταυτόχρονα εισάγει προκλήσεις, όπως η ανάγκη καθαρισμού δεδομένων, η αντιμετώπιση ελλιπών καταγραφών και η ανάγκη συνεχούς ενημέρωσης των μοντέλων.

Οι μετρικές αξιολόγησης που χρησιμοποιούνται περιλαμβάνουν δείκτες ακρίβειας (accuracy), precision, recall και F1-score, καθώς και δείκτες που σχετίζονται με ψευδώς θετικά και ψευδώς αρνητικά αποτελέσματα. Σε βιομηχανικό πλαίσιο, η ελαχιστοποίηση των ψευδώς αρνητικών (δηλαδή η μη ανίχνευση μιας πραγματικής βλάβης) θεωρείται ιδιαίτερα κρίσιμη, καθώς μπορεί να οδηγήσει σε σοβαρές αστοχίες εξοπλισμού.

Για τη συγκριτική αποτύπωση των προσεγγίσεων ανίχνευσης και διάγνωσης βλαβών, παρουσιάζεται ο επόμενος πίνακας:

Τύπος Προσέγγισης	Ενδεικτικές Τεχνικές	Τύπος Δεδομένων	Μετρικές Αξιολόγησης	Πλεονεκτήματα	Περιορισμοί
Επιβλεπόμενη Μάθηση	Neural Networks, SVM	Industrial Data	Accuracy, F1-score	Υψηλή ακρίβεια	Απαιτεί labeled δεδομένα
Ημι-Επιβλεπόμενη Μάθηση	Autoencoders, DL models	Industrial Data	Precision, Recall	Ανίχνευση ανωμαλιών χωρίς labels	Δυσκολία ρύθμισης
Explainable AI	Interpretable Models	Industrial Data	Accuracy, Explainability	Διαφάνεια αποφάσεων	Μειωμένη απόδοση σε

					σύνθετα δεδομένα
Deep Learning	CNN / LSTM	Time-series data	Accuracy, Recall	Διαχείριση πολύπλοκων μοτίβων	Υψηλό υπολογιστικό κόστος

Πίνακας 8: Συγκριτική Αποτύπωση Τεχνικών Ανίχνευσης Βλαβών και Διάγνωσης

4.3.2 Εκτίμηση Υπολειπόμενης Ωφέλιμης Ζωής

Η εκτίμηση της υπολειπόμενης ωφέλιμης ζωής (Remaining Useful Life – RUL) συνδέεται άμεσα με τη δυνατότητα πρόβλεψης του χρόνου μέχρι την αστοχία ενός μηχανολογικού εξοπλισμού. Σε αντίθεση με την απλή ανίχνευση βλαβών, η οποία απαντά στο ερώτημα «αν υπάρχει πρόβλημα», η εκτίμηση RUL επιχειρεί να απαντήσει στο ερώτημα «πότε θα συμβεί η αστοχία». Η μετάβαση αυτή από τη διάγνωση στην πρόγνωση είναι καθοριστική, καθώς επιτρέπει τον προγραμματισμό συντήρησης με τρόπο που ελαχιστοποιεί τόσο τον κίνδυνο αστοχίας όσο και το κόστος πρόωρων παρεμβάσεων.

Στο δείγμα των άρθρων της παρούσας ανασκόπησης, η εκτίμηση RUL υλοποιείται κυρίως μέσω τεχνικών μηχανικής και βαθιάς μάθησης, με ιδιαίτερη έμφαση σε μοντέλα που επεξεργάζονται χρονοσειρές δεδομένων από αισθητήρες. Τα δεδομένα αυτά περιλαμβάνουν μετρήσεις όπως θερμοκρασία, δονήσεις, πίεση και άλλες λειτουργικές παραμέτρους, οι οποίες αντικατοπτρίζουν τη σταδιακή φθορά του εξοπλισμού. Τα μοντέλα βαθιάς μάθησης, όπως τα LSTM και GRU δίκτυα, εμφανίζονται ιδιαίτερα κατάλληλα για την ανάλυση τέτοιων δεδομένων, καθώς μπορούν να

συλλάβουν χρονικές εξαρτήσεις και μοτίβα φθοράς που εξελίσσονται μη γραμμικά.

Επιπλέον, σε αρκετές μελέτες χρησιμοποιούνται ensemble μέθοδοι, δηλαδή συνδυασμοί πολλαπλών μοντέλων, με στόχο τη βελτίωση της ακρίβειας πρόγνωσης και τη μείωση της ευαισθησίας σε θόρυβο ή ελλιπή δεδομένα. Οι προσεγγίσεις αυτές εκμεταλλεύονται τα πλεονεκτήματα διαφορετικών αλγορίθμων, οδηγώντας σε πιο σταθερές και αξιόπιστες εκτιμήσεις RUL. Η τάση αυτή είναι ιδιαίτερα εμφανής σε εφαρμογές όπου η ακρίβεια πρόγνωσης έχει άμεσο οικονομικό αντίκτυπο, όπως στη βιομηχανία ή στην αεροπορική συντήρηση.

Ως προς τις μετρικές αξιολόγησης, οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενοι δείκτες είναι το Root Mean Square Error (RMSE), το Mean Absolute Error (MAE) και άλλες παραλλαγές σφάλματος πρόβλεψης. Ωστόσο, πέρα από τη στατιστική ακρίβεια, σημαντικό ρόλο παίζει και η «χρησιμότητα» της πρόγνωσης, δηλαδή κατά πόσο η εκτίμηση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη λήψη αποφάσεων συντήρησης. Για παράδειγμα, μια μικρή απόκλιση στην εκτίμηση RUL μπορεί να είναι αποδεκτή εφόσον δεν επηρεάζει ουσιαστικά τον προγραμματισμό συντήρησης, ενώ αντίθετα μια συστηματική υποεκτίμηση μπορεί να οδηγήσει σε πρόωρες και περιττές παρεμβάσεις.

Ιδιαίτερη σημασία έχει και η σύνδεση της εκτίμησης RUL με τον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής. Σε ορισμένες μελέτες, η πρόγνωση της φθοράς χρησιμοποιείται ως είσοδος σε μοντέλα scheduling, επιτρέποντας την προσαρμογή του προγράμματος παραγωγής με βάση τη διαθεσιμότητα και την κατάσταση των μηχανών. Με αυτόν τον τρόπο, η RUL δεν αποτελεί απλώς ένα εργαλείο πρόγνωσης, αλλά ενσωματώνεται στη διαδικασία λήψης αποφάσεων, γεφυρώνοντας το πεδίο της συντήρησης με εκείνο της παραγωγής.

Παρά τα σημαντικά πλεονεκτήματα, η εκτίμηση RUL παρουσιάζει και προκλήσεις. Η ποιότητα των αποτελεσμάτων εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη διαθεσιμότητα και την ποιότητα των δεδομένων, ενώ η γενίκευση των μοντέλων σε διαφορετικά είδη εξοπλισμού ή σε διαφορετικά περιβάλλοντα λειτουργίας παραμένει περιορισμένη. Επιπλέον, η ανάγκη για συνεχή ενημέρωση των μοντέλων καθιστά απαραίτητη την ύπαρξη υποδομών συλλογής και επεξεργασίας δεδομένων σε πραγματικό χρόνο.

Για τη συγκριτική αποτύπωση των προσεγγίσεων εκτίμησης RUL, παρουσιάζεται ο επόμενος πίνακας:

Τύπος Προσέγγισης	Ενδεικτικές Τεχνικές	Τύπος Δεδομένων	Μετρικές Αξιολόγησης	Πλεονεκτήματα	Περιορισμοί
Μηχανική ή Μάθηση	Regression Models	Time-series	MAE, RMSE	Απλότητα, χαμηλό κόστος	Περιορισμένη ακρίβεια
Βαθιά Μάθηση	LSTM, GRU	Sensor Data	RMSE	Υψηλή ακρίβεια	Υπολογιστικό κόστος
Ensemble Models	Hybrid DL models	Industrial Data	RMSE, MAE	Βελτιωμένη αξιοπιστία	Πολυπλοκότητα
Υβριδικές Προσεγγίσεις	ML + Optimization	Industrial Data	Multi-objective	Σύνδεση με αποφάσεις	Δύσκολη υλοποίηση

Πίνακας 9: Συγκριτική Αποτύπωση Τεχνικών Εκτίμησης RUL

4.3.3 Από την Πρόβλεψη στη Λήψη Αποφάσεων Συντήρησης

Η πρόγνωση της κατάστασης του εξοπλισμού, είτε μέσω ανίχνευσης ανωμαλιών είτε μέσω εκτίμησης της υπολειπόμενης ωφέλιμης ζωής, αποκτά πραγματική αξία μόνο όταν μετατρέπεται σε συγκεκριμένες ενέργειες συντήρησης. Το κρίσιμο ζήτημα, επομένως, δεν είναι απλώς η ακρίβεια των προβλέψεων, αλλά ο τρόπος με τον οποίο αυτές ενσωματώνονται σε διαδικασίες λήψης αποφάσεων. Στο σημείο αυτό, η βιβλιογραφία μετατοπίζεται από το επίπεδο της πρόγνωσης στο επίπεδο της βελτιστοποίησης και της στρατηγικής διαχείρισης, όπου οι ευφυείς τεχνικές χρησιμοποιούνται για τον καθορισμό του πότε και πώς πρέπει να πραγματοποιηθεί μια ενέργεια συντήρησης.

Στα άρθρα του δείγματος, η λήψη αποφάσεων συντήρησης προσεγγίζεται κυρίως με δύο τρόπους. Ο πρώτος βασίζεται σε μοντέλα βελτιστοποίησης, όπου η πληροφορία πρόγνωσης (π.χ. RUL ή πιθανότητα βλάβης) εισάγεται ως παράμετρος σε ένα πρόβλημα που στοχεύει στην ελαχιστοποίηση κόστους ή στη μεγιστοποίηση διαθεσιμότητας. Ο δεύτερος βασίζεται σε τεχνικές ενισχυτικής μάθησης, όπου το σύστημα «μαθαίνει» πολιτικές συντήρησης μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον, λαμβάνοντας υπόψη τόσο τη φθορά του εξοπλισμού όσο και τις συνέπειες των αποφάσεων.

Στις προσεγγίσεις βελτιστοποίησης, οι αποφάσεις συντήρησης εντάσσονται συνήθως σε ένα πλαίσιο προγραμματισμού, όπου εξετάζεται η κατάλληλη χρονική στιγμή παρέμβασης, με στόχο την αποφυγή αστοχιών αλλά και την αποφυγή περιττών ενεργειών. Τα μοντέλα αυτά λαμβάνουν υπόψη περιορισμούς όπως η διαθεσιμότητα πόρων, τα χρονικά παράθυρα συντήρησης και οι επιπτώσεις στην παραγωγή. Η χρήση προγνωστικών δεδομένων επιτρέπει την προσαρμογή των αποφάσεων σε

πραγματικό χρόνο, βελτιώνοντας τη συνολική αποδοτικότητα του συστήματος.

Από την άλλη πλευρά, οι τεχνικές ενισχυτικής μάθησης προσφέρουν ένα πιο δυναμικό πλαίσιο, στο οποίο η απόφαση συντήρησης αντιμετωπίζεται ως διαδοχική διαδικασία λήψης αποφάσεων υπό αβεβαιότητα. Το μοντέλο επιβραβεύεται όταν επιτυγχάνει ισορροπία μεταξύ κόστους και αξιοπιστίας και τιμωρείται όταν οδηγεί σε αστοχίες ή σε υπερβολικές παρεμβάσεις. Με αυτόν τον τρόπο, διαμορφώνονται πολιτικές που δεν βασίζονται σε σταθερούς κανόνες, αλλά προσαρμόζονται στη συμπεριφορά του συστήματος. Ιδιαίτερα σε περιβάλλοντα με έντονη μεταβλητότητα, οι προσεγγίσεις αυτές εμφανίζουν σημαντικά πλεονεκτήματα, καθώς μπορούν να ανταποκριθούν σε μη προβλέψιμες καταστάσεις.

Ένα κρίσιμο στοιχείο που αναδεικνύεται στη βιβλιογραφία είναι η ανάγκη συνδυασμού των αποφάσεων συντήρησης με τη λειτουργία της παραγωγής. Οι ενέργειες συντήρησης δεν πραγματοποιούνται σε απομονωμένο πλαίσιο, αλλά επηρεάζουν άμεσα τη διαθεσιμότητα μηχανών και, κατά συνέπεια, τον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής. Ως αποτέλεσμα, αρκετές μελέτες προτείνουν προσεγγίσεις όπου οι αποφάσεις συντήρησης λαμβάνονται με γνώμονα όχι μόνο την κατάσταση του εξοπλισμού αλλά και τις απαιτήσεις του παραγωγικού συστήματος. Το στοιχείο αυτό αποτελεί τη βάση για τις ολοκληρωμένες προσεγγίσεις που θα παρουσιαστούν στο επόμενο υποκεφάλαιο.

Σε επίπεδο αξιολόγησης, τα κριτήρια που χρησιμοποιούνται επεκτείνονται πέρα από την ακρίβεια πρόγνωσης και περιλαμβάνουν οικονομικούς δείκτες (κόστος συντήρησης, κόστος αστοχίας), λειτουργικούς δείκτες (διαθεσιμότητα, downtime) και δείκτες αξιοπιστίας. Η πολυκριτηριακή

φύση των προβλημάτων αυτών καθιστά αναγκαία τη χρήση τεχνικών που μπορούν να ισορροπήσουν μεταξύ αντικρουόμενων στόχων.

Για τη συγκριτική αποτύπωση των βασικών προσεγγίσεων λήψης αποφάσεων συντήρησης, παρουσιάζεται ο επόμενος πίνακας:

Προσέγγιση	Ενδεικτικές Τεχνικές	Κριτήρια Αξιολόγησης	Πλεονεκτήματα	Περιορισμοί
Βελτιστοποίηση	Mathematical Optimization	Cost, Availability	Σαφής δομή, ελεγχόμενα αποτελέσματα	Περιορισμένη ευελιξία
Ενισχυτική Μάθηση	Deep RL	Cost, Downtime	Προσαρμοστικότητα, δυναμική λήψη αποφάσεων	Υψηλή πολυπλοκότητα
Υβριδικές Προσεγγίσεις	ML + Optimization	Multi-objective	Συνδυασμός πρόγνωσης και δράσης	Δυσκολία υλοποίησης
Rule-based με ML input	Threshold-based + ML	Reliability	Απλότητα, εύκολη εφαρμογή	Περιορισμένη βελτιστοποίηση

Πίνακας 10: Συγκριτική Αποτύπωση Προσεγγίσεων Λήψης Αποφάσεων Συντήρησης

4.4 Ολοκληρωμένες Προσεγγίσεις Χρονοπρογραμματισμού Παραγωγής και Συντήρησης

Η ταυτόχρονη διαχείριση του χρονοπρογραμματισμού παραγωγής και της συντήρησης του μηχανολογικού εξοπλισμού αποτελεί ένα από τα πιο σύνθετα και σύγχρονα προβλήματα στη βιομηχανική μηχανική. Παραδοσιακά, τα δύο αυτά πεδία αντιμετωπίζονταν ανεξάρτητα: ο χρονοπρογραμματισμός επικεντρωνόταν στη βελτιστοποίηση της ροής παραγωγής, ενώ η συντήρηση οργανωνόταν με βάση προκαθορισμένα διαστήματα ή απλές πολιτικές παρέμβασης. Ωστόσο, η εξέλιξη των ευφών τεχνικών και η αυξανόμενη διαθεσιμότητα δεδομένων έχουν οδηγήσει σε μια πιο ολοκληρωμένη προσέγγιση, όπου οι αποφάσεις παραγωγής και συντήρησης λαμβάνονται συντονισμένα.

Στο δείγμα της παρούσας ανασκόπησης, εντοπίζεται μια διακριτή κατηγορία μελετών που επιχειρούν να ενσωματώσουν τη συντήρηση στο πρόβλημα του χρονοπρογραμματισμού, είτε μέσω κοινών μοντέλων βελτιστοποίησης είτε μέσω ανταλλαγής πληροφορίας μεταξύ των δύο επιπέδων. Οι προσεγγίσεις αυτές μπορούν να διακριθούν σε τρεις βασικές κατηγορίες: (α) πλήρως ενοποιημένα μοντέλα (joint optimization), (β) συντονισμένες αλλά διακριτές προσεγγίσεις (coordinated models) και (γ) προσεγγίσεις όπου η συντήρηση λειτουργεί ως περιορισμός στο scheduling.

Στα πλήρως ενοποιημένα μοντέλα, ο χρονοπρογραμματισμός παραγωγής και η συντήρηση διατυπώνονται ως ένα ενιαίο πρόβλημα βελτιστοποίησης. Σε αυτή την περίπτωση, το μοντέλο λαμβάνει ταυτόχρονα αποφάσεις για την ανάθεση εργασιών και για τον προγραμματισμό ενεργειών συντήρησης, επιδιώκοντας τη βέλτιστη ισορροπία μεταξύ απόδοσης παραγωγής και αξιοπιστίας εξοπλισμού. Τα μοντέλα αυτά εμφανίζονται κυρίως σε περιβάλλοντα flexible job shop και σε συστήματα πολλαπλών

μηχανών, όπου η διαθεσιμότητα εξοπλισμού επηρεάζει άμεσα τη ροή εργασιών.

Οι συντονισμένες προσεγγίσεις υιοθετούν μια πιο ευέλικτη δομή, όπου η πρόγνωση της κατάστασης του εξοπλισμού (π.χ. μέσω RUL) χρησιμοποιείται ως είσοδος σε ένα σύστημα scheduling. Σε αυτή την περίπτωση, η συντήρηση δεν ενσωματώνεται πλήρως στο μοντέλο βελτιστοποίησης, αλλά επηρεάζει τις αποφάσεις έμμεσα, μέσω της εκτίμησης διαθεσιμότητας των μηχανών. Η προσέγγιση αυτή εμφανίζεται συχνά σε συνδυασμό με τεχνικές μηχανικής μάθησης και αποτελεί μια πρακτικά εφαρμόσιμη λύση σε βιομηχανικά περιβάλλοντα.

Τέλος, υπάρχουν προσεγγίσεις όπου η συντήρηση ενσωματώνεται ως περιορισμός, για παράδειγμα μέσω προκαθορισμένων χρονικών παραθύρων ή μέσω μοντέλων φθοράς που περιορίζουν τη χρήση συγκεκριμένων μηχανών. Αν και λιγότερο ευέλικτες, οι προσεγγίσεις αυτές επιτρέπουν την ενσωμάτωση βασικών στοιχείων αξιοπιστίας χωρίς σημαντική αύξηση της πολυπλοκότητας.

Οι ευφυείς τεχνικές παίζουν καθοριστικό ρόλο σε όλες τις παραπάνω κατηγορίες. Οι μεταερευτικές μέθοδοι χρησιμοποιούνται συχνά για την επίλυση των ενοποιημένων μοντέλων, ενώ η ενισχυτική μάθηση επιτρέπει την ανάπτυξη δυναμικών πολιτικών που λαμβάνουν υπόψη τόσο την παραγωγή όσο και τη φθορά του εξοπλισμού. Επιπλέον, τα μοντέλα πρόγνωσης (π.χ. RUL) λειτουργούν ως κρίσιμος σύνδεσμος μεταξύ των δύο πεδίων, μετατρέποντας τη συντήρηση από αντιδραστική διαδικασία σε προγνωστικό και προσαρμοστικό μηχανισμό.

Ένα σημαντικό εύρημα της ανασκόπησης είναι ότι, παρά την πρόοδο που έχει σημειωθεί, ο αριθμός των πλήρως ενοποιημένων προσεγγίσεων παραμένει σχετικά περιορισμένος σε σχέση με τις μελέτες που εξετάζουν

τα δύο πεδία ανεξάρτητα. Αυτό υποδηλώνει ότι, αν και η ανάγκη για ολοκλήρωση είναι αναγνωρισμένη, η πρακτική εφαρμογή της εξακολουθεί να παρουσιάζει δυσκολίες, κυρίως λόγω της αυξημένης πολυπλοκότητας των μοντέλων και της ανάγκης για αξιόπιστα δεδομένα.

Για τη συγκριτική παρουσίαση των διαφορετικών τύπων ολοκλήρωσης, παρατίθεται ο επόμενος πίνακας:

Τύπος Προσέγγισης	Χαρακτηριστικά	Χρησιμοποιούμενες Τεχνικές	Πλεονεκτήματα	Περιορισμοί
Joint Optimization	Ενιαίο μοντέλο	Metaheuristics, Optimization	Βέλτιστη συνολική λύση	Υψηλή πολυπλοκότητα
Coordinated Models	Διακριτά αλλά συνδεδεμένα	ML + Scheduling	Ευελιξία, πρακτική εφαρμογή	Μη πλήρης ολοκλήρωση
Constraint-based	Συντήρηση ως περιορισμός	Heuristics	Απλότητα	Περιορισμένη ακρίβεια

Πίνακας 11: Κατηγορίες Ολοκληρωμένων Προσεγγίσεων Παραγωγής-Συντήρησης

4.5 Τάσεις και Ερευνητικά Κενά

Η ανάλυση των άρθρων της περιόδου 2021–2026 αποκαλύπτει μια σειρά από σαφείς τάσεις, αλλά και σημαντικά ερευνητικά κενά που εξακολουθούν να χαρακτηρίζουν το πεδίο του χρονοπρογραμματισμού παραγωγής και της συντήρησης εξοπλισμού. Η συγκριτική εξέταση των προσεγγίσεων που παρουσιάστηκαν στις προηγούμενες ενότητες επιτρέπει όχι μόνο την καταγραφή των κυρίαρχων τεχνικών, αλλά και την

κατανόηση των περιορισμών τους και των κατευθύνσεων προς τις οποίες κινείται η έρευνα.

Μία από τις πιο εμφανείς τάσεις είναι η αυξανόμενη χρήση τεχνικών ενισχυτικής μάθησης, ιδιαίτερα σε προβλήματα δυναμικού χρονοπρογραμματισμού και λήψης αποφάσεων συντήρησης. Τα μοντέλα αυτά προσφέρουν τη δυνατότητα εκμάθησης πολιτικών που προσαρμόζονται σε μεταβαλλόμενες συνθήκες, καθιστώντας τα κατάλληλα για περιβάλλοντα όπου η αβεβαιότητα αποτελεί βασικό χαρακτηριστικό. Η ενίσχυση της παρουσίας τους μετά το 2023 υποδηλώνει μια σαφή μετατόπιση της βιβλιογραφίας προς πιο προσαρμοστικά και «ευφυή» συστήματα, τα οποία δεν περιορίζονται σε στατικές λύσεις αλλά εξελίσσονται με βάση την εμπειρία.

Παράλληλα, παρατηρείται σημαντική διεύρυνση της χρήσης τεχνικών βαθιάς μάθησης στη συντήρηση, ιδιαίτερα σε εφαρμογές εκτίμησης υπολειπόμενης ωφέλιμης ζωής και ανίχνευσης ανωμαλιών. Τα μοντέλα αυτά αξιοποιούν δεδομένα αισθητήρων και μπορούν να συλλάβουν πολύπλοκα μοτίβα φθοράς, προσφέροντας υψηλά επίπεδα ακρίβειας. Ωστόσο, η εξάρτησή τους από μεγάλα και ποιοτικά σύνολα δεδομένων, καθώς και η περιορισμένη ερμηνευσιμότητα των αποτελεσμάτων τους, αναδεικνύονται ως σημαντικοί περιορισμοί.

Στον τομέα του χρονοπρογραμματισμού, οι μεταερευνητικές τεχνικές εξακολουθούν να κατέχουν ισχυρή θέση, κυρίως σε προβλήματα βελτιστοποίησης μεγάλης κλίμακας. Η σταθερή παρουσία τους στη βιβλιογραφία υποδηλώνει ότι, παρά την ανάπτυξη νέων μεθόδων, παραμένουν ένα αξιόπιστο εργαλείο για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων. Παρ' όλα αυτά, η δυσκολία προσαρμογής τους σε δυναμικά περιβάλλοντα και η αυξημένη υπολογιστική απαίτηση σε πραγματικό χρόνο περιορίζουν τη χρήση τους σε ορισμένα σενάρια.

Ένα από τα πιο σημαντικά ευρήματα αφορά τη σχέση μεταξύ παραγωγής και συντήρησης. Παρά το γεγονός ότι η ανάγκη για ολοκληρωμένη αντιμετώπιση των δύο πεδίων αναγνωρίζεται ευρέως, ο αριθμός των μελετών που προτείνουν πλήρως ενοποιημένα μοντέλα παραμένει περιορισμένος. Η πλειονότητα των εργασιών είτε εξετάζει τα δύο πεδία ξεχωριστά είτε υιοθετεί συντονισμένες προσεγγίσεις μερικής ενσωμάτωσης. Το γεγονός αυτό αναδεικνύει ένα σαφές ερευνητικό κενό, καθώς η πλήρης ενσωμάτωση απαιτεί αντιμετώπιση αυξημένης πολυπλοκότητας, καθώς και πρόσβαση σε αξιόπιστα και συγχρονισμένα δεδομένα παραγωγής και συντήρησης.

Επιπλέον, σημαντικό περιορισμό αποτελεί η περιορισμένη χρήση πραγματικών βιομηχανικών δεδομένων, ιδιαίτερα στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής. Αν και στη συντήρηση παρατηρείται μεγαλύτερη αξιοποίηση πραγματικών δεδομένων, πολλά μοντέλα εξακολουθούν να αξιολογούνται σε προσομοιωμένα περιβάλλοντα ή σε benchmark datasets. Η απόσταση αυτή μεταξύ θεωρητικών μοντέλων και πραγματικών εφαρμογών δημιουργεί ερωτήματα σχετικά με τη δυνατότητα άμεσης υιοθέτησης των προτεινόμενων προσεγγίσεων στη βιομηχανία.

Ένα ακόμη σημαντικό ζήτημα αφορά την ερμηνευσιμότητα των ευφών τεχνικών. Παρόλο που τα μοντέλα βαθιάς μάθησης και ενισχυτικής μάθησης επιτυγχάνουν υψηλή απόδοση, η έλλειψη διαφάνειας στις αποφάσεις τους αποτελεί εμπόδιο για την πρακτική εφαρμογή, ιδιαίτερα σε περιβάλλοντα όπου απαιτείται τεκμηριωμένη λήψη αποφάσεων. Η ανάπτυξη ερμηνεύσιμων μοντέλων ή η ενσωμάτωση μηχανισμών explainability αποτελεί μια σημαντική κατεύθυνση για μελλοντική έρευνα.

Για τη συνοπτική παρουσίαση των βασικών τάσεων και ερευνητικών κενών, παρουσιάζεται ο επόμενος πίνακας:

Πεδίο	Παρατηρούμενη Τάση	Ερευνητικό Κενό
Scheduling	Αύξηση χρήσης RL	Περιορισμένη εφαρμογή σε πραγματικά συστήματα
Maintenance	Εκτεταμένη χρήση DL	Έλλειψη explainability
Integrated Systems	Ανάπτυξη συντονισμένων μοντέλων	Λίγα πλήρως ενοποιημένα μοντέλα
Δεδομένα	Αύξηση sensor data	Περιορισμένα real industrial datasets
Μεθοδολογία	Υβριδικές προσεγγίσεις	Πολυπλοκότητα υλοποίησης

Πίνακας 12: Τάσεις και Ερευνητικά Κενά στη Βιβλιογραφία

Συνοψίζοντας, η βιβλιογραφία δείχνει σαφή πρόοδο προς την κατεύθυνση της χρήσης ευφυών τεχνικών σε παραγωγικά και βιομηχανικά συστήματα, με ιδιαίτερη έμφαση στη διαχείριση δυναμικών και σύνθετων περιβαλλόντων. Ωστόσο, η πλήρης αξιοποίηση των δυνατοτήτων αυτών απαιτεί την αντιμετώπιση ζητημάτων όπως η ενσωμάτωση των επιμέρους πεδίων, η διαθεσιμότητα ποιοτικών δεδομένων και η ερμηνευσιμότητα των μοντέλων. Τα ευρήματα αυτά αποτελούν τη βάση για τα συμπεράσματα της εργασίας, τα οποία παρουσιάζονται στο επόμενο κεφάλαιο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Η παρούσα βιβλιογραφική εργασία κατέδειξε με σαφήνεια ότι η χρήση ευφυών τεχνικών στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής και στην προληπτική ή προβλεπτική συντήρηση του μηχανολογικού εξοπλισμού δεν αποτελεί πλέον μια περιφερειακή ή πειραματική κατεύθυνση της σύγχρονης βιομηχανικής έρευνας, αλλά έναν από τους πλέον κρίσιμους άξονες μετάβασης προς πιο αποδοτικά, προσαρμοστικά και ανθεκτικά παραγωγικά συστήματα. Από τη μελέτη της βιβλιογραφίας προέκυψε ότι τα παραδοσιακά μοντέλα οργάνωσης της παραγωγής και της συντήρησης, στα οποία ο χρονοπρογραμματισμός και η διαχείριση του εξοπλισμού αντιμετωπίζονται ως διακριτές λειτουργίες, δεν επαρκούν για να αποδώσουν ικανοποιητικά σε ένα περιβάλλον που χαρακτηρίζεται από συχνές μεταβολές, αβεβαιότητα, αυξημένη πολυπλοκότητα και υψηλές απαιτήσεις ως προς την ποιότητα, το κόστος και τη συνέπεια των παραδόσεων. Το βασικότερο, ίσως, συμπέρασμα της εργασίας είναι ότι η πραγματική βιομηχανική λειτουργία απαιτεί πλέον μεθόδους που δεν βελτιστοποιούν μεμονωμένα τμήματα της λειτουργίας, αλλά προσεγγίζουν το παραγωγικό σύστημα ολιστικά, αναγνωρίζοντας ότι η κατάσταση του εξοπλισμού επηρεάζει άμεσα την εφικτότητα του προγράμματος παραγωγής, ενώ ο τρόπος εκτέλεσης του προγράμματος επηρεάζει με τη σειρά του τη φθορά, την αξιοπιστία και την υπολειπόμενη ζωή των μηχανών.

Σε σχέση με τον πρώτο ερευνητικό στόχο, η ανασκόπηση έδειξε ότι στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες ευφυείς τεχνικές παραμένουν οι μεταευρετικές και εξελικτικές προσεγγίσεις, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι, οι αλγόριθμοι σμήνους και οι υβριδικές παραλλαγές τους, επειδή προσφέρουν μεγάλη ευελιξία στην

αντιμετώπιση σύνθετων προβλημάτων, όπως τα job shop, flexible job shop και άλλα πολυπεριοριστικά περιβάλλοντα. Η κυριαρχία αυτών των τεχνικών δεν οφείλεται μόνο στην ευρεία παρουσία τους στη βιβλιογραφία, αλλά κυρίως στην ικανότητά τους να διαχειρίζονται μεγάλους χώρους λύσεων, πολλαπλά αντικρουόμενα κριτήρια και μη γραμμικές αλληλεπιδράσεις, εκεί όπου οι κλασικές ακριβείς μέθοδοι συχνά καθίστανται υπολογιστικά ανεφάρμοστες. Παράλληλα, αναδείχθηκε ότι οι τεχνικές μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης αποκτούν ολοένα μεγαλύτερο ρόλο, κυρίως όχι ως πλήρες υποκατάστατο της βελτιστοποίησης, αλλά ως μηχανισμός πρόβλεψης, επιλογής κανόνων ή υποστήριξης αποφάσεων σε περιβάλλοντα με δυναμικές μεταβολές και συχνή ανάγκη επαναπρογραμματισμού. Επομένως, η συνολική εικόνα που διαμορφώνεται είναι ότι το πεδίο μετατοπίζεται σταθερά από την κυριαρχία των αμιγώς μεταερευνητικών τεχνικών προς πιο υβριδικά σχήματα, όπου η μάθηση και η βελτιστοποίηση λειτουργούν συμπληρωματικά και όχι ανταγωνιστικά.

Σε ό,τι αφορά τον δεύτερο ερευνητικό στόχο, δηλαδή τη σύγκριση των ευφυών τεχνικών με τις κλασικές μεθόδους, η εργασία οδηγεί σε ένα ισορροπημένο και ουσιαστικό συμπέρασμα: οι ευφυείς τεχνικές υπερτερούν κυρίως σε προβλήματα μεγάλης κλίμακας, σε περιβάλλοντα με αβεβαιότητα και σε περιπτώσεις όπου πρέπει να ληφθούν υπόψη πολλαπλοί περιορισμοί και κριτήρια, όμως η υπεροχή τους δεν είναι απόλυτη ούτε χωρίς κόστος. Η βιβλιογραφία δείχνει ότι πράγματι οι τεχνικές αυτές παρέχουν λύσεις υψηλής ποιότητας σε αποδεκτό χρόνο, ενώ είναι ικανές να ενσωματώσουν ρεαλιστικά χαρακτηριστικά που οι κλασικές μέθοδοι δυσκολεύονται να χειριστούν. Ωστόσο, η αποτελεσματικότητά τους εξαρτάται συχνά από την ορθή παραμετροποίηση, τη σωστή αναπαράσταση του προβλήματος, την

ποιότητα των δεδομένων και τον τρόπο αξιολόγησης των αποτελεσμάτων. Επιπλέον, οι κλασικές μέθοδοι εξακολουθούν να διατηρούν αξία σε προβλήματα μικρότερης κλίμακας ή σε περιβάλλοντα όπου ζητείται υψηλή διαφάνεια, ερμηνευσιμότητα και δυνατότητα τεκμηριωμένης σύγκρισης με σαφώς ορισμένα βέλτιστα. Άρα, η συνεισφορά της εργασίας σου δεν είναι ότι “αποθεώνει” μονομερώς τις ευφυείς τεχνικές, αλλά ότι αποτυπώνει πιο ώριμα πως αυτές αποτελούν ισχυρό εργαλείο όταν το πρόβλημα αποκτά πολυπλοκότητα και δυναμικότητα, χωρίς όμως να αναιρούν πλήρως τη σημασία των συμβατικών προσεγγίσεων.

Ως προς τον τρίτο ερευνητικό στόχο, η ανάλυση της βιβλιογραφίας ανέδειξε ότι η μηχανική μάθηση έχει μετασηματίσει ουσιαστικά τον χώρο της συντήρησης, επειδή επιτρέπει τη μετάβαση από λογικές περιοδικής ή εμπειρικής παρέμβασης σε λογικές βασισμένες στην πραγματική κατάσταση του εξοπλισμού. Η δυνατότητα ανίχνευσης ανωμαλιών, διάγνωσης βλαβών, ταξινόμησης λειτουργικών καταστάσεων και εκτίμησης της εναπομένουσας ωφέλιμης ζωής καθιστά τα μοντέλα μάθησης κρίσιμο ενδιάμεσο επίπεδο ανάμεσα στα ακατέργαστα δεδομένα λειτουργίας και στη λήψη επιχειρησιακών αποφάσεων συντήρησης. Από την ανασκόπηση, όμως, προέκυψε και κάτι εξίσου σημαντικό: σε πολλές περιπτώσεις η βιβλιογραφία σταματά στο επίπεδο της πρόβλεψης και δεν ολοκληρώνει τη μετάφραση των αποτελεσμάτων σε σαφείς, βελτιστοποιημένες αποφάσεις για το πότε, πώς και με ποια προτεραιότητα πρέπει να γίνει η συντήρηση. Με άλλα λόγια, ένα μέρος της έρευνας εξακολουθεί να αντιμετωπίζει την πρόβλεψη ως τελικό στόχο, ενώ στην πράξη αυτή θα έπρεπε να αποτελεί απλώς εισροή σε ένα επόμενο επίπεδο λήψης αποφάσεων. Αυτό το εύρημα είναι ιδιαίτερα σημαντικό για το συνολικό νόημα της εργασίας σου, διότι αναδεικνύει ότι η τεχνική πρόοδος στη διάγνωση και στην πρόβλεψη είναι αναγκαία αλλά όχι επαρκής

συνθήκη για τη βιομηχανική αξιοποίηση της τεχνητής νοημοσύνης στη συντήρηση.

Σε συνάφεια με τα παραπάνω, η εργασία κατέδειξε ότι η εκτίμηση της υπολειπόμενης ωφέλιμης ζωής (RUL) και γενικότερα η μετάβαση από την πρόβλεψη στην απόφαση αποτελούν ίσως το κρισιμότερο σημείο σύγκλισης ανάμεσα στην ανάλυση δεδομένων και στη βιομηχανική στρατηγική. Η βιβλιογραφία υποστηρίζει ότι η έγκυρη εκτίμηση της RUL μπορεί να βελτιώσει ουσιαστικά τον προγραμματισμό συντήρησης, να μειώσει τις αιφνίδιες βλάβες και να περιορίσει τις περιττές παρεμβάσεις, όμως η αξιοπιστία αυτών των μοντέλων επηρεάζεται από πλήθος παραγόντων, όπως η ποιότητα των δεδομένων, ο θόρυβος μετρήσεων, η ανισορροπία περιπτώσεων, η μεταβλητότητα των συνθηκών λειτουργίας και η περιορισμένη δυνατότητα γενίκευσης από μία μηχανή ή μία γραμμή παραγωγής σε άλλη. Επομένως, η εργασία οδηγεί στο συμπέρασμα ότι η τεχνολογική ωριμότητα των συστημάτων συντήρησης δεν κρίνεται μόνο από το αν “προβλέπουν” καλά, αλλά από το αν παράγουν αξιόπιστη, ερμηνεύσιμη και επιχειρησιακά αξιοποιήσιμη γνώση, ικανή να ενταχθεί σε πραγματικές διαδικασίες λήψης αποφάσεων μέσα στον χρόνο και υπό περιορισμούς κόστους, διαθεσιμότητας και παραγωγικών αναγκών.

Αναφορικά με τον τέταρτο ερευνητικό στόχο, η βιβλιογραφική ανασκόπηση επιβεβαίωσε με σαφήνεια ότι η σημαντικότερη ίσως μελλοντική κατεύθυνση του πεδίου είναι οι ολοκληρωμένες προσεγγίσεις χρονοπρογραμματισμού παραγωγής και συντήρησης. Η ανάλυση έδειξε ότι οι σχετικές προσεγγίσεις μπορούν να ταξινομηθούν σε ενιαία μοντέλα κοινής βελτιστοποίησης, σε συντονισμένα μοντέλα όπου η πρόβλεψη και ο χρονοπρογραμματισμός αλληλοτροφοδοτούνται, αλλά και σε πιο απλά σχήματα όπου η συντήρηση εισάγεται ως περιορισμός μέσα στο πρόβλημα προγραμματισμού. Το κρίσιμο εύρημα εδώ είναι ότι όσο πιο βαθιά είναι η

ολοκλήρωση, τόσο μεγαλύτερο εμφανίζεται το δυνητικό όφελος για το σύστημα, ιδίως σε όρους αξιοπιστίας, σταθερότητας του προγράμματος, μείωσης απρογραμμάτιστων διακοπών και συνολικής λειτουργικής απόδοσης. Την ίδια στιγμή, όμως, αυξάνεται δραστικά και η υπολογιστική, μεθοδολογική και εφαρμοστική δυσκολία. Αυτό εξηγεί γιατί πολλές μελέτες παραμένουν σε επίπεδο προσομοίωσης ή σε συντονισμένες, αλλά όχι πλήρως ενοποιημένες, αρχιτεκτονικές. Άρα, η βιβλιογραφία δεν αμφισβητεί την αξία της ολοκλήρωσης παραγωγής-συντήρησης· αντίθετα, επιβεβαιώνει ότι αυτή είναι η ορθή κατεύθυνση. Εκείνο που αποκαλύπτει είναι ότι η μετάβαση από τη θεωρητική υπόσχεση στην πρακτική εφαρμογή παραμένει δύσκολη και απαιτεί καλύτερα δεδομένα, πιο σταθερά μοντέλα και πιο ώριμες αρχιτεκτονικές λήψης αποφάσεων.

Η μελέτη των αποτελεσμάτων οδηγεί επίσης σε ένα βαθύτερο συμπέρασμα σχετικά με τη φύση της σύγχρονης βιομηχανικής λήψης αποφάσεων: τα πιο επιτυχημένα μοντέλα δεν είναι εκείνα που απλώς λύνουν ένα καλά καθορισμένο μαθηματικό πρόβλημα, αλλά εκείνα που κατορθώνουν να συνδυάσουν πρόβλεψη, βελτιστοποίηση, επαναπρογραμματισμό και επιχειρησιακή προσαρμοστικότητα σε ένα ενιαίο πλαίσιο. Από αυτή την άποψη, η εργασία σου αναδεικνύει εύστοχα ότι η έννοια της “ευφυΐας” στα βιομηχανικά συστήματα δεν ταυτίζεται μόνο με τη χρήση αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης, αλλά με τη δυνατότητα του συστήματος να μαθαίνει από δεδομένα, να αντιδρά σε διαταραχές, να αναθεωρεί το πρόγραμμά του και να επιτυγχάνει λειτουργική ισορροπία ανάμεσα στην παραγωγικότητα και στην αξιοπιστία. Πρόκειται για μια θεώρηση ιδιαίτερα σημαντική, γιατί απομακρύνει τη συζήτηση από έναν στενά τεχνολογικό ενθουσιασμό και τη μεταφέρει σε μια ουσιαστική προβληματική επιχειρησιακής οργάνωσης,

όπου η τεχνητή νοημοσύνη αξιολογείται με βάση το αν μπορεί πραγματικά να υποστηρίξει πιο σταθερά, αποδοτικά και ανθεκτικά εργοστάσια.

Σχετικά με τον πέμπτο ερευνητικό στόχο, η ανασκόπηση επιβεβαιώνει ότι οι κυριότερες τάσεις της τελευταίας πενταετίας συνδέονται με τη σταδιακή μετατόπιση από στατικά μοντέλα προς δυναμικά και αβέβαια παραγωγικά περιβάλλοντα, με την ενίσχυση της βαθιάς μάθησης στη διάγνωση και στην εκτίμηση RUL, με την αυξανόμενη αξιοποίηση δεδομένων σχεδόν πραγματικού χρόνου και με την ανάπτυξη υβριδικών μοντέλων που συνδυάζουν πρόβλεψη και βελτιστοποίηση. Ιδιαίτερη σημασία αποκτούν επίσης οι έννοιες του online επαναπρογραμματισμού, των ψηφιακών διδύμων, της ευφυούς παρακολούθησης μέσω αισθητήρων και της σύνδεσης των αλγοριθμικών αποτελεσμάτων με πραγματικές ροές λήψης αποφάσεων. Παρ' όλα αυτά, η ίδια η βιβλιογραφία, όπως αποτυπώνεται στην εργασία σου, αναδεικνύει και σοβαρά ερευνητικά κενά: πολλές μελέτες στηρίζονται ακόμη σε προσομοιωμένα ή ιδανικά δεδομένα, συχνά λείπουν οι ισχυρές συγκρίσεις με state-of-the-art μεθόδους, η ερμηνευσιμότητα των μοντέλων παραμένει ζητούμενο, ενώ η γενίκευση από πειραματικές εφαρμογές σε πραγματικά βιομηχανικά συστήματα δεν είναι εξασφαλισμένη. Το συμπέρασμα, επομένως, δεν είναι ότι το πεδίο έχει ωριμάσει πλήρως, αλλά ότι βρίσκεται σε μια κρίσιμη μεταβατική φάση: οι θεωρητικές δυνατότητες είναι πλέον πολύ ισχυρές, όμως η πρακτική καθιέρωση απαιτεί περαιτέρω εμβάθυνση, τυποποίηση και επαλήθευση σε πραγματικές συνθήκες.

Από μεθοδολογική άποψη, η ίδια η βιβλιογραφική διαδικασία που ακολουθεί η εργασία σου ενισχύει την αξιοπιστία των παραπάνω συμπερασμάτων, καθώς βασίζεται σε σύγχρονες πηγές, σαφή κριτήρια επιλογής, δομημένη αναζήτηση και συνθετική επεξεργασία των ευρημάτων. Αυτό έχει σημασία, διότι επιτρέπει στα συμπεράσματα να

στηρίζονται όχι σε αποσπασματικές αναφορές, αλλά σε μια συνεκτική χαρτογράφηση του πεδίου. Με βάση αυτή τη συστηματική σύνθεση, προκύπτει ότι η τεχνολογική πρόοδος από μόνη της δεν αρκεί: η επιτυχής αξιοποίηση ευφύων τεχνικών προϋποθέτει και οργανωσιακή ωριμότητα, κατάλληλη υποδομή δεδομένων, συνεργασία μεταξύ ειδικών παραγωγής, συντήρησης και ανάλυσης δεδομένων, καθώς και σαφή επιχειρησιακά κριτήρια με τα οποία θα αξιολογούνται οι λύσεις. Αυτό είναι ένα ιδιαίτερα ώριμο συμπέρασμα, γιατί φανερώνει ότι η αποτελεσματικότητα των ευφύων συστημάτων εξαρτάται όχι μόνο από τον αλγόριθμο, αλλά και από το ευρύτερο τεχνο-οργανωσιακό πλαίσιο μέσα στο οποίο καλούνται να λειτουργήσουν.

Συνολικά, η παρούσα εργασία επιτρέπει να εξαχθεί το συμπέρασμα ότι η χρήση ευφύων τεχνικών στον χρονοπρογραμματισμό παραγωγής και στην προληπτική ή προβλεπτική συντήρηση συνιστά ένα από τα πιο υποσχόμενα πεδία για τη βελτίωση της βιομηχανικής απόδοσης στην εποχή της ψηφιοποίησης. Οι τεχνικές αυτές δεν έχουν αξία απλώς επειδή είναι “σύγχρονες”, αλλά επειδή ανταποκρίνονται σε πραγματικές ανάγκες της βιομηχανίας: στην ανάγκη να μειωθούν οι απρόβλεπτες βλάβες, να ενισχυθεί η διαθεσιμότητα του εξοπλισμού, να τηρηθούν αυστηρότερα χρονοδιαγράμματα, να βελτιωθεί η αξιοποίηση των πόρων και να περιοριστεί το συνολικό λειτουργικό κόστος χωρίς να θυσιάζεται η ευελιξία. Την ίδια στιγμή, η εργασία δείχνει καθαρά ότι το επόμενο βήμα δεν είναι απλώς η ανάπτυξη “ισχυρότερων” αλγορίθμων, αλλά η δημιουργία πιο ολοκληρωμένων, διαφανών, προσαρμοστικών και βιομηχανικά εφαρμόσιμων συστημάτων, στα οποία ο χρονοπρογραμματισμός και η συντήρηση δεν θα αποτελούν ξεχωριστές λειτουργίες, αλλά αλληλοσυνδεδεμένα μέρη μιας κοινής στρατηγικής βελτιστοποίησης. Έτσι, η μεγαλύτερη συμβολή της εργασίας σου είναι ότι

αναδεικνύει τη μετάβαση από μια λογική αποσπασματικής διαχείρισης σε μια λογική ολιστικής, ευφυούς και δεδομενοκεντρικής βιομηχανικής λειτουργίας, η οποία αποτελεί και τον πυρήνα της σύγχρονης βιομηχανίας 4.0.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ – ΠΗΓΕΣ

- [1].Parente, M., Figueira, G., Amorim, P., & Marques, A. (2020). Production scheduling in the context of Industry 4.0: review and trends. *International Journal of Production Research*, 58(17), 5401-5431.
- [2].Jiang, Z., Yuan, S., Ma, J., & Wang, Q. (2022). The evolution of production scheduling from Industry 3.0 through Industry 4.0. *International Journal of Production Research*, 60(11), 3534-3554.
- [3].Liaqait, R. A., Hamid, S., Warsi, S. S., & Khalid, A. (2021). A critical analysis of job shop scheduling in context of industry 4.0. *Sustainability*, 13(14), 7684.
- [4].Tosun, Ö., Marichelvam, M. K., & Tosun, N. (2020). A literature review on hybrid flow shop scheduling. *International Journal of Advanced Operations Management*, 12(2), 156-194.
- [5].Homayouni, S. M., & Fontes, D. B. (2021). Production and transport scheduling in flexible job shop manufacturing systems. *Journal of Global Optimization*, 79(2), 463-502.
- [6].Adriantantri, E., & Indriani, S. (2021). Optimization of Production Planning Using Linear Programming. *Optimization*, 9(11).
- [7].Ruiz, R. (2025). Scheduling heuristics. In *Handbook of heuristics* (pp. 1597-1620). Cham: Springer Nature Switzerland.
- [8].Perłowski, R., Gola, A., & Antosz, K. (2021, June). Evaluation of the Effectiveness of Standard Scheduling Rules—An Educational Approach. In *Global Congress on Manufacturing and Management* (pp. 344-357). Cham: Springer International Publishing.
- [9].Du, J., Dong, P., Sugumaran, V., & Castro-Lacouture, D. (2021). Dynamic decision support framework for production scheduling using a combined genetic algorithm and multiagent model. *Expert Systems*, 38(1), e12533.

- [10]. Červeňanská, Z., Važan, P., Juhas, M., & Juhasova, B. (2021). Multi-criteria optimization in operations scheduling applying selected priority rules. *Applied Sciences*, 11(6), 2783.
- [11]. Mustajab, D. (2023). Effective Production Planning and Scheduling: Literature Review. *Vifada Management and Social Sciences*, 1(2), 54-72.
- [12]. Zhang, F., Nguyen, S., Mei, Y., & Zhang, M. (2021). *Genetic Programming for Production Scheduling*. Springer Singapore.
- [13]. Ojstersek, R., Brezocnik, M., & Buchmeister, B. (2020). Multi-objective optimization of production scheduling with evolutionary computation: A review. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 11(3), 359-376.
- [14]. Del Gallo, M., Mazzuto, G., Ciarapica, F. E., & Bevilacqua, M. (2023). Artificial intelligence to solve production scheduling problems in real industrial settings: systematic literature review. *Electronics*, 12(23), 4732.
- [15]. Takeda-Berger, S. L., Frazzon, E. M., Broda, E., & Freitag, M. (2020, February). Machine learning in production scheduling: An overview of the academic literature. In *International conference on dynamics in logistics* (pp. 409-419). Cham: Springer International Publishing.
- [16]. Li, Y., Carabelli, S., Fadda, E., Manerba, D., Tadei, R., & Terzo, O. (2020). Machine learning and optimization for production rescheduling in Industry 4.0. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 110(9), 2445-2463.
- [17]. West, J., Siddhpura, M., Evangelista, A., & Haddad, A. (2024). Improving equipment maintenance—switching from corrective to preventative maintenance strategies. *Buildings*, 14(11), 3581.
- [18]. Erbiyik, H. (2022). Definition of maintenance and maintenance types with due care on preventive maintenance. In *Maintenance Management-Current Challenges, New Developments, and Future Directions*. IntechOpen.

- [19]. Zonta, T., Da Costa, C. A., da Rosa Righi, R., de Lima, M. J., Da Trindade, E. S., & Li, G. P. (2020). Predictive maintenance in the Industry 4.0: A systematic literature review. *Computers & industrial engineering*, 150, 106889.
- [20]. Achouch, M., Dimitrova, M., Ziane, K., Sattarpanah Karganroudi, S., Dhoub, R., Ibrahim, H., & Adda, M. (2022). On predictive maintenance in industry 4.0: Overview, models, and challenges. *Applied sciences*, 12(16), 8081.
- [21]. Teixeira, H. N., Lopes, I., & Braga, A. C. (2020). Condition-based maintenance implementation: a literature review. *Procedia Manufacturing*, 51, 228-235.
- [22]. Zhang, Y., Fang, L., Qi, Z., & Deng, H. (2023). A review of remaining useful life prediction approaches for mechanical equipment. *IEEE Sensors Journal*, 23(24), 29991-30006.
- [23]. Carvalho, T. P., Soares, F. A., Vita, R., Francisco, R. D. P., Basto, J. P., & Alcalá, S. G. (2019). A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, 137, 106024.
- [24]. Dalzochio, J., Kunst, R., Pignaton, E., Binotto, A., Sanyal, S., Favilla, J., & Barbosa, J. (2020). Machine learning and reasoning for predictive maintenance in Industry 4.0: Current status and challenges. *Computers in industry*, 123, 103298.
- [25]. Serradilla, O., Zugasti, E., Rodriguez, J., & Zurutuza, U. (2022). Deep learning models for predictive maintenance: a survey, comparison, challenges and prospects. *Applied Intelligence*, 52(10), 10934-10964.
- [26]. Mazzoleni, M., Sarda, K., Acernese, A., Russo, L., Manfredi, L., Glielmo, L., & Del Vecchio, C. (2022). A fuzzy logic-based approach for fault diagnosis and condition monitoring of industry 4.0 manufacturing processes. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 115, 105317.

- [27]. <https://www.sciencedirect.com/>
- [28]. <https://link.springer.com/>
- [29]. <https://scholar.google.com/>
- [30]. <https://www.scopus.com/home.uri?zone=header&origin=sbrowse>
- [31]. Zhai, S., Gehring, B., & Reinhart, G. (2021). Enabling predictive maintenance integrated production scheduling by operation-specific health prognostics with generative deep learning. *Journal of Manufacturing Systems*, 61, 830-855.
- [32]. Bencheikh, G., Letouzey, A., & Desforges, X. (2022). An approach for joint scheduling of production and predictive maintenance activities. *Journal of Manufacturing Systems*, 64, 546-560.
- [33]. Mishra, A. K., Shrivastava, D., Tarasia, D., & Rahim, A. (2022). Joint optimization of production scheduling and group preventive maintenance planning in multi-machine systems. *Annals of Operations Research*, 316(1), 401-444.
- [34]. Geurtsen, M., Adan, J., & Akçay, A. (2023). Integrated maintenance and production scheduling for unrelated parallel machines with setup times. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 1-34.
- [35]. Ding, C., Qiao, F., Wang, D., & Liu, J. (2025). Adaptive real-time scheduling for production and maintenance: Integrating RUL prediction with multi-agent deep reinforcement learning. *Reliability Engineering & System Safety*, 264, 111394.
- [36]. Wang, Y., Xia, T., Xu, Y., Ding, Y., Zheng, M., Pan, E., & Xi, L. (2024). Joint optimization of flexible job shop scheduling and preventive maintenance under high-frequency production switching. *International Journal of Production Economics*, 269, 109163.
- [37]. Liu, M., Ding, Z., Zhang, X., Ling, L., Ge, M., & Hu, J. (2025). Intelligent scheduling in networked multi-factory systems considering machine degradation and preventive maintenance: A multi-action deep

- reinforcement learning approach. *Computers & Industrial Engineering*, 111579.
- [38]. Zhang, Q., Shao, W., Shao, Z., Pi, D., & Gao, J. (2024). Deep reinforcement learning driven trajectory-based meta-heuristic for distributed heterogeneous flexible job shop scheduling problem. *Swarm and Evolutionary Computation*, 91, 101753.
- [39]. Hu, C., Zheng, R., Lu, S., Liu, X., & Cheng, H. (2023). Integrated optimization of production scheduling and maintenance planning with dynamic job arrivals and mold constraints. *Computers & Industrial Engineering*, 186, 109708.
- [40]. Huang, D., Zhao, H., Tian, W., & Chen, K. (2025). A deep reinforcement learning method based on a multiexpert graph neural network for flexible job shop scheduling. *Computers & Industrial Engineering*, 200, 110768.
- [41]. Lv, L., Fan, J., Zhang, C., & Shen, W. (2025). A multi-agent reinforcement learning based scheduling strategy for flexible job shops under machine breakdowns. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 93, 102923.
- [42]. Zhang, W., Gan, J., He, S., Li, T., & He, Z. (2024). An integrated framework of preventive maintenance and task scheduling for repairable multi-unit systems. *Reliability Engineering & System Safety*, 247, 110129.
- [43]. Lei, K., Guo, P., Zhao, W., Wang, Y., Qian, L., Meng, X., & Tang, L. (2022). A multi-action deep reinforcement learning framework for flexible Job-shop scheduling problem. *Expert Systems with Applications*, 205, 117796.
- [44]. Su, C., Zhang, C., Xia, D., Han, B., Wang, C., Chen, G., & Xie, L. (2023). Evolution strategies-based optimized graph reinforcement learning for solving dynamic job shop scheduling problem. *Applied Soft Computing*, 145, 110596.
- [45]. Wang, H., Cheng, J., Liu, C., Zhang, Y., Hu, S., & Chen, L. (2022). Multi-objective reinforcement learning framework for dynamic flexible job shop

- scheduling problem with uncertain events. *Applied Soft Computing*, 131, 109717.
- [46]. Yuan, E., Wang, L., Cheng, S., Song, S., Fan, W., & Li, Y. (2024). Solving flexible job shop scheduling problems via deep reinforcement learning. *Expert Systems with Applications*, 245, 123019.
- [47]. Ruiz-Rodríguez, M. L., Kubler, S., Robert, J., & Le Traon, Y. (2024). Dynamic maintenance scheduling approach under uncertainty: Comparison between reinforcement learning, genetic algorithm simheuristic, dispatching rules. *Expert Systems with Applications*, 248, 123404.
- [48]. Wang, L., Zhu, Z., & Zhao, X. (2024). Dynamic predictive maintenance strategy for system remaining useful life prediction via deep learning ensemble method. *Reliability Engineering & System Safety*, 245, 110012.
- [49]. Han, X., Wang, Z., Xie, M., He, Y., Li, Y., & Wang, W. (2021). Remaining useful life prediction and predictive maintenance strategies for multi-state manufacturing systems considering functional dependence. *Reliability Engineering & System Safety*, 210, 107560.
- [50]. Lee, J., & Mitici, M. (2023). Deep reinforcement learning for predictive aircraft maintenance using probabilistic remaining-useful-life prognostics. *Reliability Engineering & System Safety*, 230, 108908.
- [51]. De Pater, I., Reijns, A., & Mitici, M. (2022). Alarm-based predictive maintenance scheduling for aircraft engines with imperfect Remaining Useful Life prognostics. *Reliability Engineering & System Safety*, 221, 108341.
- [52]. Márquez, A. C., Alberca, J. A. M., & del Castillo, A. C. (2023). Simulating dynamic RUL based CBM scheduling. A case study in the railway sector. *Computers in Industry*, 148, 103914.

- [53]. Choi, H., Kim, D., Kim, J., Kim, J., & Kang, P. (2022). Explainable anomaly detection framework for predictive maintenance in manufacturing systems. *Applied Soft Computing*, 125, 109147.
- [54]. Serradilla, O., Zugasti, E., Ramirez de Okariz, J., Rodriguez, J., & Zurutuza, U. (2021). Adaptable and explainable predictive maintenance: Semi-supervised deep learning for anomaly detection and diagnosis in press machine data. *Applied Sciences*, 11(16), 7376.
- [55]. Yan, B., Liu, X., Lu, S., Hu, C., Wang, X., & Zhou, Z. (2025). Deep reinforcement learning approach for a dynamic flexible job shop problem with sequence dependent setup times. *Computers & Industrial Engineering*, 207, 111310.
- [56]. Wocker, M. M., Ostermeier, F. F., Wanninger, T., Zwinkau, R., & Deuse, J. (2024). Flexible job shop scheduling with preventive maintenance consideration. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 35(4), 1517-1539.