



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΑΙΓΑΙΟΥ
Τμήμα Ναυτιλίας και
Επιχειρηματικών Υπηρεσιών

&

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ
Τμήμα Μηχανικών Βιομηχανικής
Σχεδίασης και Παραγωγής



ΔΙΔΡΥΜΑΤΙΚΟ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΝΕΕΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΣΤΗ ΝΑΥΤΙΛΙΑ ΚΑΙ ΤΙΣ ΜΕΤΑΦΟΡΕΣ»

ΤΙΤΛΟΣ

ΠΡΟΒΛΕΠΤΙΚΗ ΣΥΝΤΗΡΗΣΗ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

Τίτλος Αγγλικά:

PREDICTIVE MAINTENANCE USING MACHINE LEARNING

Όνοματεπώνυμο Σπουδαστή:

ΚΑΛΑΡΗΣ ΑΠΟΣΤΟΛΟΣ

Όνοματεπώνυμο Υπεύθυνου Καθηγητή:

ΝΙΚΟΛΑΟΥ ΓΡΗΓΟΡΙΟΣ

Οκτώβριος 2020



Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέπον καθηγητή κ. Νικολάου Γρηγόριο για την εξαιρετική συνεργασία, την καθοδήγηση και τις γνώσεις που μου παρείχε καθ' όλη την διάρκεια της χρονιάς, ώστε να φέρω εις πέρας την διπλωματική αυτή εργασία.

Ευχαριστώ πολύ επίσης όλους τους καθηγητές του μεταπτυχιακού για τον επαγγελματισμό και τον ζήλο που επέδειξαν μέσα από την διδασκαλία τους.

Τέλος, ευχαριστώ πολύ τους γονείς μου, την αδερφή μου και την σύζυγό μου, διότι με στήριξαν ψυχολογικά και ήταν δίπλα μου όλο αυτό το χρονικό διάστημα.



Δήλωση συγγραφέα διπλωματικής διατριβής

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος, **Καλαρης Απόστολος** του **Κωνσταντίνου**, με αριθμό μητρώου **38**, φοιτητής του Διϊδρυματικού Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών Τμήματος «Νέες Τεχνολογίες στη Ναυτιλία και τις Μεταφορές» του Τμήματος Ναυτιλίας και Επιχειρηματικών Υπηρεσιών του Πανεπιστημίου Αιγαίου και του Τμήματος Μηχανικών Βιομηχανικής Σχεδίασης και Παραγωγής του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής, δηλώνω ότι: *«Είμαι συγγραφέας αυτής της μεταπτυχιακής διπλωματικής διατριβής και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην διατριβή. Επίσης έχω αναφέρει τις όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε αυτές αναφέρονται ακριβώς είτε παραφρασμένες. Επίσης βεβαιώνω ότι αυτή η διατριβή προετοιμάστηκε από εμένα προσωπικά ειδικά για τη συγκεκριμένη μεταπτυχιακή διπλωματική διατριβή»*.

Ο δηλών

Καλαρης απόστολος



Περίληψη

Με τον αυξανόμενο αριθμό ενσωματωμένων συστημάτων υπολογιστών ανίχνευσης που έχουν εγκατασταθεί σε εγκαταστάσεις παραγωγής, μηχανήματα, αυτοκίνητα κ.λπ., υπάρχουν νέες δυνατότητες παρακολούθησης και καταγραφής των δεδομένων από τέτοια συστήματα. Αυτή η εξέλιξη καθιστά δυνατή την ανίχνευση ανωμαλιών και την πρόβλεψη των αστοχιών που επηρεάζουν τα σχέδια συντήρησης.

Αυτή η διατριβή χωρίζει το πεδίο της ανίχνευσης τύπου αστοχίας και της προγνωστικής συντήρησης σε υποενότητες που εστιάζουν στην υλοποίησή της με χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης, όπου κάθε τομέας ανίχνευσης αποτυχιών και προγνωστικής συντήρησης εξηγεί και συνοψίζει τα πιο σχετικά ερευνητικά αποτελέσματα τα τελευταία χρόνια. Κάθε τεχνική παρουσιάζεται επισημαίνοντας τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά της.



Abstract

With the growing number of integrated detection computer systems installed in production facilities, machinery, cars, etc., there are new possibilities for monitoring and recording data from such systems. This development makes it possible to detect anomalies and predict failures that affect maintenance plans.

This thesis statement divides the field of failure detection and prognostic maintenance into subsections focusing on its implementation using machine learning techniques, where each area of failure detection and predictive maintenance explains and summarizes the most relevant research results in recent years. Each technique is presented highlighting its advantages and disadvantages.



Περιεχόμενα

Περίληψη	4
Abstract	5
Λίστα σχημάτων	9
Λίστα πινάκων	10
1 Εισαγωγή	2
1.1 Σκοπός της διπλωματικής εργασίας	3
1.2 Δομή της διπλωματικής εργασίας	4
2 Στρατηγικές συντήρησης	6
2.1 Οι προσεγγίσεις της συντήρησης	7
2.2 Η διαχρονική εξέλιξη των προσεγγίσεων της συντήρησης.....	8
3 Σύγκριση μεθόδων συντήρησης	11
3.1 Breakdown Maintenance	11
3.1.2 Στόχοι της διορθωτικής συντήρησης.....	12
3.1.3 Πλεονεκτήματα – Μειονεκτήματα	13
3.2 Προληπτική Συντήρηση (Preventative Maintenance)	15
3.2.1. Πρωταρχική Προληπτική Συντήρηση (1ης Βαθμίδας)	16
3.2.2.Κύρια Προληπτική Συντήρηση (2ης Βαθμίδας)	16
3.2.3 Πλεονεκτήματα – Μειονεκτήματα	17
3.3 Προβλεπτική Συντήρηση (Predictive Maintenance)	18
3.3.1 ΚΟΣΤΟΣ ΠΡΟΒΛΕΠΤΙΚΗΣ ΣΥΝΤΗΡΗΣΗΣ.....	21
3.3.2 ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΠΤΙΚΗΣ ΣΥΝΤΗΡΗΣΗΣ.....	22
4 Πρότυπα πρόγνωσης και ανάλυσης	25
4.1 Μεθοδολογία με βάση το φυσικό μοντέλο.....	25
4.2 Μοντέλα βασισμένα στη γνώση	26
4.2.1 Μοντέλα Expert.....	27
4.2.2 Fuzzy logic μοντέλα	27
4.3 Μοντέλα βάσει δεδομένων	28
4.3.1 Επιβλεπόμενη μάθηση.....	29
4.3.2 Μη επιβλεπόμενη μάθηση.....	30
4.3.3 Ενισχυτική μάθηση.....	31
4.4 Συνδυαστικά Μοντέλα	32
4.5 Συμπέρασμα	33
5 Απόκτηση δεδομένων	35
5.1 Τύποι Δεδομένων	35
5.1.1 Δεδομένα αισθητήρα	35
5.1.2 Αρχεία καταγραφής.....	37



5.2	Τεχνικές απόκτησης δεδομένων.....	38
5.2.1	Δεδομένα Πραγματικού χρόνου.....	38
5.2.2	Δεδομένα χρονικού διαστήματος.....	39
5.2.3	Δεδομένα που βασίζονται σε συμβάντα.....	40
5.3	Συμπεράσματα.....	40
6	Μηχανική Χαρακτηριστικών.....	42
6.1	Επεξεργασία σήματος.....	42
6.1.1	Ανάλυση στον τομέα του χρόνου.....	44
6.1.2	Ανάλυση τομέα συχνότητας.....	45
6.2	Εξαγωγή χαρακτηριστικών.....	48
6.2.1	Εξαγωγή χαρακτηριστικών από το πεδίο του χρόνου.....	49
6.3	Επιλογή χαρακτηριστικών.....	50
6.3.1	Βασικές Αρχές Επιλογής Χαρακτηριστικών.....	50
7	Επισημάνση δεδομένων.....	52
7.1	Οδηγούμενη επισημάνση δεδομένων.....	53
7.2	Υπολειπόμενη διάρκεια ζωής.....	55
7.3	Παράθυρο πρόβλεψης.....	56
8	Μηχανική Μάθηση.....	58
8.1	Παραμετρική Μάθηση.....	58
8.1.1	Γραμμική ανάλυση διακρίσεων.....	59
8.1.2	Δίκτυα Bayesian.....	62
8.1.3	Κρυφό μοντέλο ημι-Markov.....	64
8.2	Μη παραμετρική Μάθηση.....	65
8.2.1	Συστήματα που βασίζονται σε κανόνες πεποίθησης.....	66
8.2.2	Μοντέλα δέντρων απόφασης.....	67
8.2.3	Τυχαίο δάσος.....	68
8.2.4	Πλησιέστερος γείτονας.....	69
8.2.5	Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.....	70
8.2.6	Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης.....	73
8.3	Περίληψη.....	74
9	Αξιολόγηση του Μοντέλου Μηχανικής Μάθησης.....	75
9.1	Ακρίβεια Ταξινόμησης.....	75
9.2	Βαθμολογία F1.....	76
9.3	Μέσο Σφάλμα (Mean Error).....	76
9.4	Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Squared Error-MSE).....	77
9.5	Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Squared Error-RMSE).....	77
9.6	Μέσο Απόλυτο Σφάλμα Κλίμακας (Mean Absolute Scaled Error-MAsE).....	78
10	Πειραματικό Μέρος.....	79
10.1	Τελεστές δεδομένων του RapidMiner.....	79
10.2	Πειραματική Διαδικασία.....	81
10.2.1	Κατασκευή Πειραματικού Μοντέλου.....	84



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΑΙΓΑΙΟΥ

Τμήμα Ναυτιλίας και
Επιχειρηματικών Υπηρεσιών

&

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

Τμήμα Μηχανικών Βιομηχανικής
Σχεδίασης και Παραγωγής



10.3 Εξαγωγή Αποτελεσμάτων	87
11 Συμπεράσματα	90
12 Βιβλιογραφία	93



Λίστα σχημάτων

Σχήμα 1.1 Διάγραμμα αύξησης των Big Data έως σήμερα	2
Σχήμα 3.1 Κύκλος λειτουργίας προβλεπτικής συντήρησης.....	19
Σχήμα 3.2 Μεταβολή του συνολικού κόστους συναρτήσει του αριθμού βλαβών.....	22
Σχήμα 4.1 Ροή εργασίας ενός συστήματος πρόγνωσης και ανάλυσης	25
Σχήμα 4.2 Ροή εργασίας ενός φυσικού μοντέλου	26
Σχήμα 4.3 Εποπτευόμενη μάθηση.....	30
Σχήμα 4.4 Μη επιτηρούμενη μάθηση	31
Σχήμα 4.5 Μάθηση ενίσχυσης	32
Σχήμα 4.6 Δέντρο απόφασης για την οπτικοποίηση της διαδικασίας επιλογής ενός μοντέλου πρόγνωσης και ανάλυσης για ανίχνευση τύπου αστοχίας και προγνωστική συντήρηση	34
Σχήμα 5.1 Τεχνική απόκτησης δεδομένων με μεθόδους Push και Pull	38
Σχήμα 6.1 Η διαδικασία μηχανικής χαρακτηριστικών.....	42
Σχήμα 6.2 Ένα παράδειγμα κυματομορφής (μπλε γραμμή) για μια δεδομένη τυχαία μεταβλητή.	45
Σχήμα 6.3 Αναπαράσταση Ημιτονοειδών Σημάτων στο Πεδίο του Χρόνου και των Συχνοτήτων (Ray A.K., Bhattacharya B., 2016)	47
Σχήμα 6.4 Αναπαράσταση Σύνθετων Σημάτων στο Πεδίο του Χρόνου και των Συχνοτήτων (Ray A.K., Bhattacharya B., 2016).....	47
Σχήμα 6.5 Συχνά Χρησιμοποιούμενα Χαρακτηριστικά του Πεδίου του Χρόνου (Fuqing Y, Kumar U, Galar D, 2011).....	50
Σχήμα 7.1 Ένα παράδειγμα μηχανής κατάστασης για ανίχνευση τύπου αστοχίας.....	53
Σχήμα 7.2 Μηχανή κατάστασης για ένα εξάρτημα με ίσες κατανεμημένες καταστάσεις κατά τη διάρκεια του χρόνου. Τέτοιες μηχανές κατάστασης μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε ένα σενάριο πρόβλεψης συντήρησης	54
Σχήμα 7.3 Ένας συνδυασμός κατανεμημένων καταστάσεων κατά τη διάρκεια ζωής και τους τύπους αστοχίας	55
Σχήμα 7.4 Λειτουργία βαθμολογίας για την αξιολόγηση των κανόνων ταξινόμησης.....	56
Σχήμα 8.1 Μια απεικόνιση μιας συνάρτησης με διακρίσεις σε δύο διαστάσεις (αριστερά) και μια γραφική παράσταση στα δεξιά, η οποία δειγματίζει δύο κατηγορίες (κόκκινο και μπλε) χρησιμοποιώντας το γραμμικό διακριτικό Fisher.	60
Σχήμα 8.2 Ένα παράδειγμα δικτύου Bayesian.....	63



Σχήμα 8.3 Ένα παράδειγμα ενός κρυφού μοντέλου ημι-Markov, όπου οι μπλε κύκλοι είναι καταστάσεις του μοντέλου. Τα μαύρα βέλη είναι οι μεταβάσεις μεταξύ των καταστάσεων. Κάθε κατάσταση έχει τη δική της διάρκεια (d_1, \dots, d_n) των μονάδων χρόνου ($1, \dots, q_n$). Αυτές οι μονάδες χρόνου είναι παρατηρήσεις του πραγματικού συστήματος (o_1, \dots, o_{qN}) και κάθε παρατήρηση αντιπροσωπεύει μία μόνο κατάσταση (s_1, \dots, s_{qN})	65
Σχήμα 8.4 Ένα παράδειγμα δέντρου αποφάσεων	68
Σχήμα 8.5 Παράδειγμα ταξινόμησης πλησιέστερου γείτονα	70
Σχήμα 8.6 Αριστερά, ένα παράδειγμα τεχνητού νευρικού δικτύου με δύο κρυμμένα επίπεδα. Το δεξί γράφημα δείχνει τα βάρη μεταξύ των νευρώνων και μιας λειτουργίας ενεργοποίησης	72
Σχήμα 8.7 Οπτικοποίηση μιας μηχανής διανυσμάτων υποστήριξης δύο κατηγοριών. Η θέση του ορίου καθορίζεται από ένα υποσύνολο των σημείων δεδομένων, γνωστά ως φορείς υποστήριξης, τα οποία υποδεικνύονται από κύκλους	73
Σχήμα 10.1 Παράθυρο προβολής τελεστών RapidMiner.....	81
Σχήμα 10.2 Προβολή στατιστικών στοιχείων για τα χαρακτηριστικά.....	84
Σχήμα 10.3 Πειραματικό Μοντέλο Πρόβλεψης.....	85
Σχήμα 10.4 Ανάλυση Τελεστή Optimization	85
Σχήμα 10.5 Πλαίσιο Εκπαίδευσης (Training).....	86
Σχήμα 10.6 Model Breakdown.....	87
Σχήμα 10.7 Confusion Matrix	89
Σχήμα 10.8 confusion matrix των k-κοντινότερων γειτόνων.....	89
Σχήμα 10.9 confusion matrix του Decision Tree	90

Λίστα πινάκων

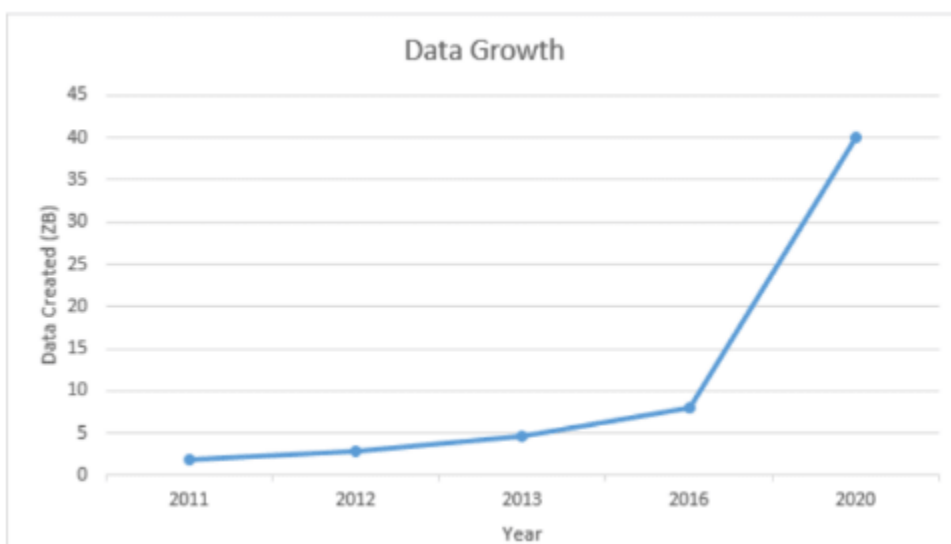
Πίνακας 3.1 Το φάσμα της Προβλεπτικής Συντήρησης	21
Πίνακας 5.1 Εξαρτήματα μηχανών καθώς και οι μηχανικές τιμές που συνήθως χρησιμοποιούνται για να προβλέψουν τυχόν αποτυχία ή να προβούν σε προβλεπόμενη συντήρηση	37
Πίνακας 10.1 Training Set	83
Πίνακας 10.2 Αποτελέσματα Μοντέλου k-nearest nodes για το Testing Set	88

1 Εισαγωγή

Είναι ευρέως γνωστό και αποδεκτό ότι το κόστος συντήρησης και εν συνεχεία της υποστήριξης των διαφόρων συστημάτων αποτελεί πολύ μεγάλο ποσοστό του συνολικού κόστους κύκλου ζωής τους.

Ως εκ τούτου η προσπάθεια μείωσης του υπόψη κόστους θα πρέπει να αποτελεί κυρίαρχη επιδίωξη των επιχειρήσεων προκειμένου να διατηρούν και να επαυξάνουν την ανταγωνιστικότητά τους.

Η σημερινή εποχή χαρακτηρίζεται από την παραγωγή τεράστιου όγκου πληροφοριών. Διάφορα μηχανήματα και εφαρμογές έχουν δημιουργηθεί για να δημιουργούν και να συλλέγουν πληροφορίες που μεταφράζονται σε δεδομένα όπως εικόνες, βίντεο, αριθμητικά δεδομένα, σειρές από αλφαριθμητικά. Αυτά τα δεδομένα λόγω της ποσότητας χαρακτηρίζονται ως μεγάλα δεδομένα (Big Data) και αποτελούν έναν χαοτικό τομέα μελέτης και εύρεσης συσχετίσεων.



Σχήμα 1.1 Διάγραμμα αύξησης των Big Data έως σήμερα

(Πηγή: *Big Data-A Revolution That Will Transform How We Live, Work and Think* 2013)

Η ανακάλυψη αυτών των συσχετίσεων αποτελεί σημαντική προϋπόθεση για την κατανόηση των πληροφοριών με σκοπό την αξιοποίησή τους. Η δημιουργία ισχυρών υπολογιστικών εργαλείων και μηχανών έχει δημιουργηθεί με σκοπό να γίνει πιο εύκολη η μελέτη τους και να μας δώσει τα μέγιστα οφέλη των πληροφοριών.

Οι νέες τεχνολογίες πληροφορίας και επικοινωνιών (ΤΠΕ) δύνανται με την κατάλληλη αξιοποίηση να συντελέσουν σημαντικά στην επίτευξη του υπόψη στόχου.

Μια νέα φιλοσοφία, η προβλεπτική συντήρηση με χρήση μηχανικής μάθησης, έχει πλέον αρχίσει να αναδύεται στην προσπάθεια να τεθούν τυποποιημένες βάσεις στη βελτίωση των διεργασιών υποστήριξης πολύπλοκων συστημάτων που απαιτούν υψηλή αξιοπιστία στη λειτουργική ζωή τους. Χαρακτηριστικά παραδείγματα τέτοιων συστημάτων είναι τα αεροσκάφη, τα πλοία, οι μονάδες παραγωγής ενέργειας, τα ιατρικά μηχανήματα κ.α.

Η συντήρηση που πραγματοποιείται σήμερα στην πλειοψηφία των υπόψη συστημάτων χαρακτηρίζεται από δύο κύρια στάδια:

- α. Την προληπτική συντήρηση μέσω της εκτέλεσης προγραμματισμένων εργασιών σε προκαθορισμένα χρονικά διαστήματα.
- β. Την αποκατάσταση βλαβών όποτε και αν αυτές εμφανιστούν.

Το ανωτέρω πρόγραμμα συντήρησης παρουσιάζει ορισμένα σημαντικά μειονεκτήματα όπως:

- Η προληπτική συντήρηση πραγματοποιείται συνήθως νωρίτερα από τον πραγματικά απαιτούμενο χρόνο με στόχο να υπάρχει κάποιος συντελεστής ασφαλείας.
- Η προληπτική – προγραμματισμένη συντήρηση δεν εξατομικεύεται ανάλογα με τη χρήση του συγκεκριμένου συστήματος αλλά είναι ίδια για όλα τα συστήματα του ίδιου είδους.
- Η συντήρηση αποκατάστασης βλαβών πραγματοποιείται μετά την εκδήλωση συγκεκριμένης δυσλειτουργίας, η οποία μπορεί να προκαλέσει πολλές αρνητικές συνέπειες, από την αδυναμία χρήσης του συστήματος και τη μείωση της διαθεσιμότητάς του μέχρι ακόμα και την πρόκληση ατυχήματος με πιθανή απώλεια ανθρώπων.

Σε αντιδιαστολή με τα ανωτέρω, η φιλοσοφία της προβλεπτικής συντήρησης με χρήση μηχανικής μάθησης, η οποία αναλύεται σε διαγνωστική και προγνωστική φιλοσοφία συντήρησης, εκμεταλλευόμενη την καταγραφή, σε πραγματικό χρόνο, της λειτουργίας του συστήματος με κατάλληλους αισθητήρες, προσπαθεί, μέσω της ανάλυσης των καταγεγραμμένων δεδομένων, να προσδιορίζει ένα εξατομικευμένο πρόγραμμα συντήρησης, το οποίο θα εκτελείται ακριβώς στο χρόνο που απαιτείται. Παράλληλα επιδιώκεται να προβλέπονται έγκαιρα αστοχίες και βλάβες, με αποτέλεσμα να αυξάνεται η αξιοπιστία, η συντηρησιμότητα και η υποστηριξιμότητα, καθώς και να μειώνεται το συνολικό κόστος υποστήριξης του συστήματος, αυξάνοντας ταυτόχρονα την ασφάλεια χρήσης του.

1.1 Σκοπός της διπλωματικής εργασίας

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής είναι να δούμε πόσο σημαντική είναι η χρήση των τεχνικών της προβλεπτικής (predictive) συντήρησης στη σημερινή εποχή, καθώς και κάποιες εφαρμογές της σε συνάρτηση με την μηχανική μάθηση. Η προβλεπτική συντήρηση αποσκοπεί στην εξασφάλιση της μέγιστης λειτουργικότητας των κρίσιμων λειτουργικών συστημάτων, ενώ ταυτόχρονα στην ελαχιστοποίηση του κόστους συντήρησης και στην μείωση των χρόνων σταματημάτων (downtime). Τα οφέλη δεν περιορίζονται μέχρι εδώ καθώς έτσι αυξάνεται η αποδοτικότητα και η ακριβής γνώση και εμπειρία για το ακριβώς πότε και που πρέπει ένα εξάρτημα να αντικατασταθεί ή να συντηρηθεί ελάχιστα πριν οδηγηθεί σε αστοχία. Αυτό επιτυγχάνεται με την συλλογή δεδομένων τα οποία συλλέγονται από τους κατάλληλους αισθητήρες (sensors). Κάπου εδώ εισέρχεται η μηχανική μάθηση (machine learning) στο 'παιχνίδι'. Με την βοήθεια της μηχανικής μάθησης όλος αυτός ο όγκος των δεδομένων μας αναλύεται και με τους κατάλληλους αλγορίθμους μπορούμε να δημιουργήσουμε ένα προγνωστικό μοντέλο ώστε να γνωρίζουμε εκ των προτέρων πότε είναι η ώρα ώστε να προβούμε σε συντήρηση εξοπλισμού.

1.2 Δομή της διπλωματικής εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία δομείται σε έντεκα (11) κεφάλαια.

Στο πρώτο κεφάλαιο που είναι και η εισαγωγή της παρούσης εργασίας γίνεται αναφορά στο πρόβλημα της συντήρησης, στον σκοπό της εργασίας και την δομή.

Στο δεύτερο κεφάλαιο αναφέρεται ο ορισμός της συντήρησης και γίνεται μια ιστορική αναδρομή στα συστήματα συντήρησης μέχρι τώρα.

Το τρίτο κεφάλαιο αναφέρεται στην σύγκριση μεταξύ των μεθόδων συντήρησης, στα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα που έχει η κάθε μία καθώς και στο πως αυτές επηρεάζουν το κόστος συντήρησης.

Το τέταρτο κεφάλαιο αποτελεί μια εισαγωγή στη μηχανική μάθηση και στα πρότυπα ανάλυσης και μοντελοποίησης συστημάτων. Πριν από την ανάλυση των δεδομένων, πρέπει να καθοριστεί όμως ο τρόπος λήψης των δεδομένων, το είδος των δεδομένων τα οποία είναι προσβάσιμα και η μορφή που αυτά πρέπει να έχουν για να μπορέσουν να αναλυθούν. Αυτή η περιοχή ονομάζεται

λήψη δεδομένων, σύμφωνα με την οποία οι ακόλουθες τεχνικές εξαρτώνται από τα αποτελέσματά της και αναλύεται στο πέμπτο κεφάλαιο της εργασίας.

Μετά την απόκτηση τους τα δεδομένα πρέπει να υποβληθούν σε επεξεργασία. Τα βήματα από τα ανεπεξέργαστα δεδομένα στα χαρακτηριστικά δεδομένα που θα εισαχθούν στο σύστημα ανάλυσης καλούνται μηχανική χαρακτηριστικών και περιλαμβάνουν επεξεργασία σήματος, εξαγωγή χαρακτηριστικών και επιλογή χαρακτηριστικών και αποτελούν το στόχο μελέτης του έκτου κεφαλαίου.

Στο κεφάλαιο 7 συζητιούνται οι τεχνικές επισήμανσης δεδομένων. Συγκεκριμένα, προτού μια προσέγγιση βάσει δεδομένων μπορεί να αναλύσει τα δεδομένα από ένα πραγματικό σύστημα, πρέπει να χτιστεί ένα μοντέλο που θα μπορεί να περιγράψει και να αναπαράγει τη σχέση μεταξύ μιας δεδομένης εισόδου και της αναμενόμενης εξόδου που αυτή θα έχει. Αυτό γίνεται συνήθως με ανάλυση και επισήμανση ιστορικών δεδομένων.

Στο κεφάλαιο 8 ακολουθεί μια ανάλυση μεταξύ των παραμετρικών και μη παραμετρικών προσεγγίσεων της μηχανικής μάθησης που σύμφωνα με την πρόσφατη βιβλιογραφία ακολουθούνται στους τομείς της προγνωστικής συντήρησης και ανίχνευσης αστοχιών. Τέλος στο κεφάλαιο 9 ακολουθεί μια αξιολόγηση των διαφορετικών προσεγγίσεων, βάσει των κοινών στρατηγικών αξιολόγησης που χρησιμοποιούνται στην πρόσφατη βιβλιογραφία ώστε να μπορέσουμε να βγάλουμε συμπέρασμα για την πιο αποδοτική από αυτές(βλ. κεφάλαιο 11) βασισμένη βέβαια και στα αποτελέσματα του πειραματικού μέρους (βλ κεφάλαιο 10)

2 Στρατηγικές συντήρησης

Η λειτουργία της συντήρησης είναι να διασφαλίζει ότι οι εγκαταστάσεις και ο εξοπλισμός είναι διαθέσιμοι σε ικανοποιητική κατάσταση για λειτουργία όταν απαιτείται. Ο προσδιορισμός του τι συνιστά ικανοποιητική προϋπόθεση για περιστρεφόμενα μηχανήματα θα εξαρτηθεί σε μεγάλο βαθμό από την κατάσταση λειτουργίας, τον τύπο της βιομηχανίας, τις απαιτήσεις διαδικασίας και τους επιχειρηματικούς στόχους.

Σε όλες τις περιπτώσεις, ωστόσο, η απόδοση της λειτουργίας συντήρησης μπορεί να κριθεί από την κατάσταση του μηχανήματος, που θα υποδεικνύουν οι ακόλουθοι παράγοντες (Μπακούρος,2002):

- Απόδοση: είναι η ικανότητα του μηχανήματος να εκτελεί τις λειτουργίες του.
- Ο χρόνος διακοπής λειτουργίας: η λειτουργία του μηχανήματος πρέπει να βρίσκεται εντός αποδεκτού επιπέδου διακοπής λειτουργίας.
- Χρονοδιάγραμμα service: προηγείται της αντικατάσταση του μηχανήματος καθώς αυτό διασφαλίζει μια καλή απόδοση της επένδυσης.
- Αποδοτικότητα: το επίπεδο απόδοσης του μηχανήματος πρέπει να είναι ικανοποιητικό.
- Ασφάλεια: το μηχάνημα πρέπει να είναι ασφαλές για το προσωπικό.
- Περιβαλλοντικές επιπτώσεις: η λειτουργία του μηχανήματος πρέπει να είναι φιλική προς το περιβάλλον και τον άλλο εξοπλισμό.
- Κόστος: αναμένεται να έχει κόστος συντήρησης σε αποδεκτό επίπεδο.

Ο στόχος της συντήρησης είναι να διασφαλιστεί ότι η απόδοση των μηχανημάτων είναι ικανοποιητική, λαμβάνοντας υπόψη τους παραπάνω παράγοντες. Αυτό το κεφάλαιο καλύπτει τη σύντομη ιστορία των παραδοσιακών στρατηγικών συντήρησης και συντήρησης μηχανημάτων.

Οι περισσότεροι διαχειριστές βλέπουν τώρα την αποδοτικότητα συντήρησης ως παράγοντα που μπορεί να επηρεάσει την αποτελεσματικότητα των επιχειρήσεων και την ασφάλεια των κινδύνων, την ακεραιότητα του περιβάλλοντος, την ενεργειακή απόδοση, την ποιότητα των προϊόντων και την εξυπηρέτηση των πελατών και ότι δεν περιορίζεται μόνο στην εγκατάσταση του κόστους και του κόστους. Έτσι, καθώς το κλίμα της επιχειρηματικής δραστηριότητας αλλάζει, έτσι και η ανάγκη για καλύτερα προγράμματα συντήρησης.

2.1 Οι προσεγγίσεις της συντήρησης

Γενικά στη βιβλιογραφία αναφέρονται και προτείνονται πολλές προσεγγίσεις, στρατηγικές και φιλοσοφίες, συντήρησης.

Μια στρατηγική συντήρησης (Μπακούρος,2002) περιλαμβάνει την ταυτοποίηση, την αναζήτηση και την εκτέλεση πολλών αποφάσεων σχετικών με επισκευές, αντικαταστάσεις και ελέγχους. Ασχολείται με την εκπόνηση του καλύτερου πλάνου λειτουργικής ζωής για κάθε μονάδα του εξοπλισμού και του βέλτιστου προγράμματος συντήρησης για τον εξοπλισμό σε συνεργασία με την παραγωγή και άλλες λειτουργίες.

Μια στρατηγική συντήρησης περιγράφει ποια περιστατικά (για παράδειγμα αστοχία, πάροδος ορισμένου χρόνου, κατάσταση) χρήζουν ποιας δραστηριότητας συντήρησης (έλεγχος, επισκευή ή αντικατάσταση) (Τσώλη, 2007). Συγκροτείται από ένα μίγμα πολιτικών και τεχνικών, οι οποίες ποικίλουν από εξοπλισμό σε εξοπλισμό. Τέλος εξαρτάται από πολλούς παράγοντες, όπως τους στόχους της επιχείρησης, τη φύση του εξοπλισμού που συντηρείται και το περιβάλλον εργασίας.

Μια φιλοσοφία συντήρησης ορίζεται ως η γενική δομή μιας σειράς διαφόρων επεμβάσεων συντήρησης (διορθωτική, προληπτική κ.λπ.) (Joel, 2003). Η φιλοσοφία συντήρησης δίνει το σκελετό πάνω στον οποίο αναπτύσσονται οι στρατηγικές συντήρησης και αποτελεί την ενσωμάτωση του τρόπου που σκέφτεται η επιχείρηση για το ρόλο της συντήρησης ως λειτουργία. Στη βιβλιογραφία μπορεί να βρει κανείς αρκετές φιλοσοφίες συντήρησης. Οι σημαντικότερες και πιο διαδεδομένες από αυτές είναι οι παρακάτω 2 (Ben Daya et al. 2009):

- Συντήρηση με γνώμονα την Αξιοπιστία (Reliability Centered Maintenance – RCM),
- Η Ολική Παραγωγική Συντήρηση (Total Productive Maintenance – TPM).

Η φιλοσοφία της Ολικής Παραγωγικής Συντήρησης (Total Productive Maintenance – TPM) ξεκίνησε στην Ιαπωνία στα μέσα της δεκαετίας του 80 και σταδιακά επεκτάθηκε και σε άλλες χώρες. Η ιαπωνική ιδέα όμως της Ολικής Παραγωγικής Συντήρησης χρονολογείται ήδη από το 1951 όταν έφτασε στην Ιαπωνία η Προληπτική Συντήρηση (Preventive Maintenance) από τις Η.Π.Α. Έτσι η Προληπτική Συντήρηση (Preventive Maintenance) μαζί με την Πρόληψη της Συντήρησης (Maintenance Prevention) και τη Βελτίωση της Συντηρησιμότητας (Maintainability Improvement) συνέθεσαν την Παραγωγική Συντήρηση.

Από τα μέσα της δεκαετίας του 80 είναι συνήθης στη βιομηχανία της Ιαπωνίας και άρχισε να γίνεται δημοφιλής και στις δυτικές χώρες (Stephen 2000). Επομένως ο όρος καλύπτει ένα ενιαίο σύνολο μεθόδων που αναφέρονται στο συνολικό τρόπο διαχείρισης της λειτουργίας των σύγχρονων παραγωγικών μονάδων και εκτείνονται τόσο στο τεχνολογικό όσο και στο διοικητικό επίπεδο. Σύμφωνα με αυτή ένα μεγάλο κομμάτι των δραστηριοτήτων συντήρησης (π.χ. έλεγχοι, αναφορές συμβάντων, εφαρμογή σωστών συνθηκών λειτουργίας, καθαριότητα, λίπανση κ.λπ.) ανατίθεται στο τμήμα που είναι υπεύθυνο για τη λειτουργία του εξοπλισμού (Αυτόνομη Συντήρηση – Autonomous Maintenance). Τελικό στόχο της φιλοσοφίας αυτής αποτελεί η αύξηση της συνολικής διαθεσιμότητας της εγκατάστασης με τη συστηματική μείωση μέχρι την εξάλειψη των αναίτιων μη λειτουργικών χρόνων (downtimes). Δέχεται μια μηχανή όπως είναι και προσπαθεί να εξασφαλίσει βασική συντήρηση και συνθήκες λειτουργίας που θα εμποδίσουν την επιτάχυνση της χειροτέρευσης και των αστοχιών.

Για πρώτη φορά ο όρος Reliability Centered Maintenance (RCM) χρησιμοποιήθηκε σε δημοσιεύσεις στελεχών και μηχανικών των United Airlines των Ηνωμένων Πολιτειών της Αμερικής για να περιγράψει τις βέλτιστες απαιτήσεις σε συντήρηση ενός αεροσκάφους (Swanson, 2001). Η Συντήρηση με γνώμονα την Αξιοπιστία, πλέον ένα ολοκληρωμένο κομμάτι της Ολικής Παραγωγικής Συντήρησης, προσπαθεί να εμποδίσει ή να περιορίσει τις συνέπειες των αστοχιών και να καταστήσει δυνατή τη λειτουργία των μηχανών μέσα στα όρια σχεδιασμού τους. Είναι μια μέθοδος που μελετά τρόπους με τους οποίους μπορεί να αστοχήσει η λειτουργία ενός συστήματος και τις συνέπειες αυτών των αστοχιών. Βοηθά στον καθορισμό των πιο κατάλληλων και οικονομικά αποδοτικών «προδραστικών» στρατηγικών συντήρησης, ώστε να μετριάσει τα αποτελέσματα και τις συνέπειες τέτοιων αστοχιών. Σχεδιάζεται ώστε να ελαχιστοποιεί το κόστος συντήρησης λαμβάνοντας υπόψη την απώλεια λειτουργικού χρόνου ζωής των μηχανημάτων.

Κύριοι στόχοι αυτής της φιλοσοφίας συντήρησης είναι η διατήρηση της λειτουργικής ακεραιότητας και η μείωση του κόστους λειτουργίας με την ελάττωση των συνεπειών των αστοχιών του εξοπλισμού, όχι άμεσα των αστοχιών.

2.2 Η διαχρονική εξέλιξη των προσεγγίσεων της συντήρησης

Η συντήρηση από την εμφάνισή της μέχρι σήμερα έχει εξελιχθεί κατά πολύ. Ειδικά τα τελευταία είκοσι χρόνια έχει αλλάξει ίσως περισσότερο απ' όσο περίμεναν οι ειδικοί. Νέα δεδομένα έχουν έρθει στο χώρο, ολοένα περισσότερα συστήματα και παραγωγικές μονάδες απαιτούν συντήρηση και φυσικά νέες τεχνικές και φιλοσοφίες εφαρμόζονται σε όλο τον κόσμο.

Μέχρι το Δεύτερο Παγκόσμιο Πόλεμο η βιομηχανία δεν ήταν μηχανοποιημένη σε υψηλό βαθμό. Το μεγαλύτερο κομμάτι του εξοπλισμού ήταν απλό και ο σχεδιασμός του πολύ βασικός. Οι συνέπειες των αστοχιών δεν ήταν τόσο ζωτικής σημασίας και η επίδρασή τους ήταν μηδαμινή. Έτσι ο βιομηχανικός εξοπλισμός λειτουργούσε κανονικά μέχρι να αστοχήσει και τότε είτε επισκευαζόταν είτε αντικαθίστατο. Η συντήρηση δεν θεωρούνταν σημαντική, αλλά ως μια παραγωγική δραστηριότητα και ένα αναγκαίο κακό. Η πρώτη προσέγγιση της συντήρησης μπορεί να χαρακτηριστεί ως συντήρηση «εξ αντιδράσεως» κατά την οποία δε γίνεται καμία ενέργεια για την αποφυγή ή διάγνωση επερχόμενης αστοχίας. Το κόστος της συντήρησης αυτής είναι συνήθως υψηλό, μπορεί όμως να είναι οικονομικά αποδοτική σε συγκεκριμένες περιπτώσεις. Αυτή η πρώτη γενιά συντήρησης που προέκυψε με την εμφάνιση των πρώτων μηχανών αναφέρεται ως Λειτουργία ως τη Βλάβη (Breakdown Maintenance) (Worsham, 2005).

Μετά το Δεύτερο Παγκόσμιο Πόλεμο η μείωση του ανθρώπινου δυναμικού στις βιομηχανίες και η αύξηση της ζήτησης ποικίλων προϊόντων οδήγησε σε υψηλή μηχανοποίηση. Οι εγκαταστάσεις κατασκευών έγιναν πολύπλοκες και οι βλάβες άρχισαν να πληθαίνουν. Η διαθεσιμότητα, η μακροζωία και το κόστος άρχισαν να θεωρούνται σημαντικοί παράγοντες για την επίτευξη των στόχων των επιχειρήσεων. Η συντήρηση έγινε δραστηριότητα του τμήματος συντήρησης και θεωρείτο ένα τεχνικό ζήτημα. Έτσι η δεύτερη προσέγγιση της συντήρησης μπορεί να περιγραφεί ως μία προληπτική προσέγγιση.

Η Προληπτική Συντήρηση (Preventive Maintenance) επίσημα ορίζεται ως «η συντήρηση που διενεργείται σε προκαθορισμένα χρονικά διαστήματα ή ανταποκρινόμενη σε συγκεκριμένα κριτήρια και στοχεύει στη μείωση της πιθανότητας βλάβης ή χειροτέρευσης της λειτουργίας ενός αντικειμένου» (Gits, 1992). Αυτά τα προκαθορισμένα χρονικά διαστήματα μπορεί να είναι είτε με βάση το χρόνο (time-based, δηλαδή ημερολογιακές ημέρες) είτε με βάση τη χρήση (use-based, όπως συνολικές ώρες λειτουργίας, συνολική παραγωγή) και καθορίζονται με τη χρήση στατιστικών μοντέλων.

Κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του 70 ο βιομηχανικός εξοπλισμός αυτοματοποιήθηκε ακόμη περισσότερο και έγινε ακόμη πιο περίπλοκος. Η αξιοπιστία, η διαθεσιμότητα και η συντηρησιμότητα, η ασφάλεια, η ποιότητα, το περιβάλλον, οι πολλαπλές δεξιότητες, όλα αυτά άρχισαν να θεωρούνται πολύ σημαντικά. Τα συστήματα πληροφόρησης της οργάνωσης της συντήρησης (Maintenance Management Information Systems), η παρακολούθηση της κατάστασης του εξοπλισμού (Condition Monitoring) και η Συντήρηση με βάση την Κατάσταση (Condition Based Maintenance – CBM), που ξεκίνησε κυρίως από τη βιομηχανία αεροπορίας και συστημάτων άμυνας, άρχισε να εφαρμόζεται στην παραγωγική βιομηχανία (Huber, 1990).

Πιο συγκεκριμένα τη δεκαετία του 50 στατιστικοί του Υπουργείου Εθνικής Άμυνας των Ηνωμένων Πολιτειών της Αμερικής ανέπτυξαν τις βασικές αρχές της αξιοπιστίας στη Στατιστική, ανοίγοντας το δρόμο για την πρώτη χρήση προβλεπτικών τεχνολογιών. Στη συνέχεια, τη δεκαετία του 60, οι βιομηχανίες αεροπορίας και συστημάτων άμυνας αναγνώρισαν τη μεγάλη αξία της προβλεπτικής προσέγγισης για τη μείωση του κινδύνου των αστοχιών (Ben Daya et al., 2009).

Αργότερα οι προβλεπτικές τεχνολογίες υιοθετήθηκαν από την πολιτική αεροπορία και την πυρηνική βιομηχανία. Τέλος με τη λήξη του Ψυχρού Πολέμου πολλοί από τους εργαζόμενους της βιομηχανίας αεροπορίας και συστημάτων άμυνας ανέλαβαν θέσεις στη βιομηχανία εμπορίου όπου μετέφεραν και τις γνώσεις τους, ενώ μερικοί ίδρυσαν δικές τους επιχειρήσεις που προμήθευαν τις νέες τεχνολογίες. Έτσι έφτασαν τέλη της δεκαετίας του 80 και αρχές της δεκαετίας του 90 για να επικρατήσει η νέα προσέγγιση συντήρησης στη βιομηχανία.

Η Συντήρηση με βάση την Κατάσταση ορίζεται ως «συντήρηση που διενεργείται σύμφωνα με τις ανάγκες όπως αυτές υποδεικνύονται από την παρακολούθηση της κατάστασης» (British Standard, 1984). Η αυτοματοποίηση και η εξέλιξη στις τεχνολογίες πληροφοριών έχουν καταστήσει τη χρήση των τεχνικών αυτής της συντήρησης στη βιομηχανία πολύ πιο εύκολη. Αυτές οι πρακτικές μπορούν να περιγραφούν ως μια προβλεπτική προσέγγιση η οποία ασχολείται κυρίως με την αναγνώριση κρυμμένων ή πιθανών επικείμενων αστοχιών και την πρόβλεψη της κατάστασης του εξοπλισμού. Πρόκειται για την Προβλεπτική Συντήρηση (Predictive Maintenance).

Παρόλα αυτά σήμερα λόγω της παγκοσμιοποίησης καταβάλλεται μεγαλύτερη προσπάθεια στη δημιουργία συνεργασιών μεταξύ της συντήρησης και των άλλων λειτουργιών μιας επιχείρησης. Για παράδειγμα η συμμετοχή της συντήρησης στη βελτίωση της παραγωγικής διαδικασίας, στο τμήμα αγορών για την επιλογή των κατασκευαστών του εξοπλισμού, στο σχεδιασμό της παραγωγικής διαδικασίας, στη χρήση εκτεταμένων συστημάτων πληροφοριών κ.λπ. Ακόμη δίνεται μεγαλύτερη έμφαση στην παρακολούθηση και τον έλεγχο όχι μόνο της κατάστασης του εξοπλισμού, αλλά και της ποιότητας του προϊόντος.

Στο πλαίσιο αυτό κινείται μια νέα προσέγγιση συντήρησης που έχει αναπτυχθεί τα τελευταία χρόνια και καλείται Συντήρηση Ακριβείας (Design-out Maintenance). Βασίζεται στη λεπτομερή κατανόηση των διαδικασιών των αστοχιών. Στη συνέχεια η μηχανή επανασχεδιάζεται ώστε να μειωθεί η πιθανότητα αστοχίας (Morris, 2006).

Στο Σχήμα 1.1 απεικονίζονται οι σημαντικότερες προσεγγίσεις συντήρησης που είναι και οι συνηθέστερες.

3 Σύγκριση μεθόδων συντήρησης

3.1 Breakdown Maintenance

Ορίζετε σαν **διορθωτική** η συντήρηση που εκτελείται για την αποκατάσταση της βλάβης, που εμφανίζεται συνήθως αιφνίδια στον εξοπλισμό και προκαλεί την μερική ή την ολική ακινησία του. Συνήθως, η συντήρηση αυτή συντελείται με αντικατάσταση εξαρτημάτων ή και με επισκευή.

Η διάγνωση της αιτίας της βλάβης και κατ' επέκταση του εξαρτήματος του εξοπλισμού που την προκάλεσε, είναι πολλές φορές προβληματική και χρονοβόρα. Σε αυτού του τύπου τη συντήρηση δεν παρατηρείται συνεχόμενη δραστηριότητα. Ουσιαστικά καμία ενέργεια συντήρησης δεν γίνεται εάν δεν διαπιστωθεί βλάβη στη λειτουργία ενός μηχανήματος ή εάν δεν παραχθεί ένα μη αποδεκτό προϊόν. Με τη πρώτη ματιά, μπορούμε να πούμε πως η διορθωτική συντήρηση είναι η πιο αποτελεσματική, ως προς τη μείωση του λειτουργικού κόστους που προκαλεί, καθώς τόσο η χρησιμοποίηση εργατικού δυναμικού όσο και τα συνοδευόμενα κόστη του είναι τα ελάχιστα δυνατά. Με μια όμως πιο προσεκτική ανάλυση βλέπουμε ότι από τη στιγμή που λαμβάνει χώρα μία βλάβη σε ένα μηχάνημα, διάφορα άλλα έμμεσα κόστη που δεν φαίνονται, κάνουν την εμφάνισή τους και προσθέτονται στο συνολικό κόστος της συντήρησης αλλά παράλληλα επηρεάζουν και άλλα κόστη συναφών λειτουργιών του εργοστασίου, όπως είναι το συνολικό κόστος των logistics.

Τέτοια κόστη είναι (Levitt, 2003):

- Οι υπερωρίες που εκτελεί το εργατικό δυναμικό για να επιδιορθώσει την βλάβη.
- Ο αριθμός του επιπλέον εργατικού δυναμικού που είναι υποχρεωμένη η επιχείρηση να προσλαμβάνει προκειμένου να γίνουν αυτές οι εργασίες συντήρησης.
- Το κόστος ασφάλισης του επιπλέον εργατικού δυναμικού.
- Οι εργατώρες των εργαζομένων που χάνονται από την προγραμματισμένη εργασία τους, με αποτέλεσμα να πηγαίνει πίσω η παραγωγή.
- Οι αποζημιώσεις που αναγκάζονται να πληρώσουν οι διοικήσεις των εργοστασίων όταν, λόγω της βλάβης, η παραγωγή σταματήσει για μεγάλο χρονικό διάστημα με αποτέλεσμα η παράδοση της παραγγελίας στον πελάτη να γίνει εκπρόθεσμα.

- Το αυξημένο κόστος αποθεμάτων που είναι αναγκασμένος ο εργοδότης να έχει στην αποθήκη του προκειμένου να αποκαθίστανται οι βλάβες γρήγορα.
- Το κόστος από άχρηστα ληγμένα ανταλλακτικά που τελικά δεν χρησιμοποιήθηκαν ή και από απώλειες αυτών μέσα από την αποθήκη.
- Το κόστος από επείγουσες μη προγραμματισμένες παραγγελίες μεμονωμένων εξαρτημάτων ή και μηχανημάτων.
- Το κόστος από επείγουσες μεταφορές εξοπλισμού εκτός εργοστασίου, προκειμένου αυτό να επισκευασθεί από εξωτερικούς φορείς.

Παρατηρώντας τα παραπάνω έμμεσα κόστη καταλήγουμε στο συμπέρασμα, πως η Τεχνική Διεύθυνση, όταν εφαρμόζει εξ' ολοκλήρου τη μέθοδο της διορθωτικής συντήρησης, έχει το υψηλότερο κόστος σε ότι αφορά την αντικατάσταση μερών του μηχανολογικού εξοπλισμού.

Αυτό συμβαίνει διότι αναγκάζεται να λειτουργεί ένα ξεχωριστό τμήμα, (ή απλά μια ξεχωριστή διαδικασία), που σαν σκοπό έχει την διατήρηση κατάλληλου αποθέματος ανταλλακτικών και του προγραμματισμού παραγγελιών των εκάστοτε αναγκαίων υλικών. Η πραγματικότητα με τη διορθωτική συντήρηση είναι ότι **φαίνεται** σαν η πιο φτηνή λύση, καθώς ο υπολογισμός του κόστους της συντήρησης γίνεται χωρίς να υπολογίζονται τα κρυφά κόστη που πηγάζουν από τις έκτακτες διεργασίες που λαμβάνουν μέρος στο σύστημα των logistics.

3.1.2 Στόχοι της διορθωτικής συντήρησης

Η διορθωτική συντήρηση παρόλα αυτά, αποτελεί ακόμη και σήμερα μία ουσιαστική δραστηριότητα του τμήματος συντήρησης κάθε εργοστασίου. Ως στόχους της διορθωτικής συντήρησης μπορούμε να αναγνωρίσουμε τους παρακάτω (Swanson, 2001):

- Την ελαχιστοποίηση του χρόνου αποκατάστασης της βλάβης.
- Την διατήρηση των χαρακτηριστικών του εξοπλισμού που υπέστη τη βλάβη, στα όρια που προδιαγράφει ο κατασκευαστής.

Προκειμένου να επιτευχθεί ο πρώτος στόχος, θα πρέπει:

- Να υπάρχει οργανωμένο σύστημα διορθωτικής συντήρησης.

- Να υπάρχουν αποθέματα των πρώτης ανάγκης ανταλλακτικών για κάθε μηχανή, οπότε με την εναλλαγή παλαιού - νέου ανταλλακτικού, να εντοπίζεται το προβληματικό εξάρτημα.
- Να υπάρχει διαγνωστικό σύστημα πάνω στη μηχανή.
- Να υπάρχει σωστή και αναλυτική βιβλιογραφία, όπου να δίδονται οδηγίες για διάγνωση και επισκευή.
- Να υπάρχει σωστή εκπαίδευση στους τεχνικούς συντήρησης.

Επίσης, όσον αφορά τον δεύτερο στόχο, που είναι η ελαχιστοποίηση των βλαβών και κατ' επέκταση του χρόνου εκτός λειτουργίας του μηχανολογικού εξοπλισμού θα πρέπει:

- Να υιοθετηθεί από την εταιρεία η επιβελτιωτική συντήρηση και να γίνει αντιληπτό ότι τέτοιου είδους συντήρηση οικονομοτεχνικά συμφέρει μεσοπρόθεσμα για τον παλαιό εξοπλισμό.
- Να εκπαιδευθούν οι χειριστές στη σωστή χρήση των μηχανών.
- Να εφαρμοσθεί η συστηματική εκτέλεση της προληπτικής συντήρησης 1ης και 2ης βαθμίδας, όπως θα αναλύσουμε παρακάτω.

3.1.3 Πλεονεκτήματα – Μειονεκτήματα

Από όσα έχουν αναλυθεί, μπορούμε να πούμε με βεβαιότητα πως η διορθωτική συντήρηση έχει τα παρακάτω **πλεονεκτήματα**:

- Χαμηλό λειτουργικό κόστος για δραστηριότητες ρουτίνας που υποστηρίζουν την συντήρηση, όπως για παράδειγμα η μη απαίτηση ακριβού ηλεκτρονικού εξοπλισμού ελέγχου, λειτουργίας των μηχανημάτων, καθώς και η μη αναγκαιότητα για πρόσληψη εξειδικευμένου εργατικού δυναμικού.
- Χαμηλό κόστος επιδιόρθωσης της βλάβης, όταν η βλάβη αυτή εντοπιστεί και επισκευασθεί γρήγορα.
- Δεν απαιτείται η χρησιμοποίηση εξειδικευμένων συμβούλων για την κατάρτιση ενός προχωρημένου σχεδίου συντήρησης, όταν έχει εξασφαλιστεί η διαθεσιμότητα των αναγκαίων ανταλλακτικών.

Τα **μειονεκτήματα** που παρατηρούμε είναι τα παρακάτω:

- Χαμηλή αξιοπιστία του εξοπλισμού.
- Δεν υπάρχει καμία προειδοποίηση πριν τη βλάβη, με αποτέλεσμα να αυξάνεται τόσο το ποσοστό κινδύνου για την ασφάλεια των εργαζομένων όσο και η πιθανότητα εκτεταμένης βλάβης στο μηχάνημα.
- Ο χρόνος εκτός λειτουργίας του μηχανολογικού εξοπλισμού κρίνεται αρκετά μεγάλος, σε σχέση με τους χρόνους των άλλων τύπων συντήρησης.
- Λόγω του ανωτέρου μειονεκτήματος, παρατηρείται και μεγάλη καθυστέρηση στην παραγωγή.
- Απαιτείται να υπάρχει ειδική ομάδα τεχνικών προκειμένου να αντιμετωπίζονται οι έκτακτες βλάβες.
- Το κόστος επισκευής ενός μηχανήματος κρίνεται πολύ υψηλό, εξαιτίας της ανικανότητας να προγραμματισθεί η εν λόγω επισκευή.
- Παρατηρείται δε, πως μία δευτέρα συνεχόμενη βλάβη στο ίδιο μηχάνημα απαιτεί μεγαλύτερο χρόνο επισκευής, απ' ό τι την πρώτη φορά.
- Δεν μπορεί να υπάρξει έλεγχος των αποθεμάτων, καθώς οι παραγγελίες γίνονται μεμονωμένα για κάθε βλάβη, με αποτέλεσμα να υπάρχουν περιπτώσεις συσσώρευσης μεγάλου αριθμού ομοίων ανταλλακτικών.
- Οι έκτακτες ανάγκες σε ανταλλακτικά μεμονωμένων περιπτώσεων βλαβών, οδηγούν σε άμεσες παραγγελίες μικρών ποσοτήτων, με αποτέλεσμα το Τμήμα Προμηθειών του εργοστασίου να μην μπορεί να τις ομαδοποιήσει και να επιτύχει έτσι οικονομικότερες τιμές απόκτησης.

Ανεξάρτητα όμως από τα μειονεκτήματά της, η διορθωτική συντήρηση μπορεί ακόμη και στις μέρες του πλήρη αυτοματισμού να θεωρηθεί μία αποδεκτή λύση.

Έτσι, η Τεχνική Διεύθυνση μπορεί να χρησιμοποιήσει τη διορθωτική συντήρηση για εκείνο το μηχανολογικό εξοπλισμό που:

- η λειτουργία του δεν επηρεάζει σημαντικά την παραγωγή.
- η αξία απόκτησής του δεν είναι αξιόσημαντη
- ο χρόνος παραμονής του εκτός λειτουργίας να θεωρείται ασήμαντος.

3.2 Προληπτική Συντήρηση (Preventative Maintenance)

Η προληπτική συντήρηση δεν είναι τίποτα άλλο παρά η εξέλιξη της διορθωτικής συντήρησης. Εφαρμόζεται κατά τη διάρκεια που μία μηχανή λειτουργεί ομαλά, προκειμένου να αποφευχθεί μια μελλοντική αστοχία της (Gits 1992, Herbaty 1990).

Η συχνότητα εφαρμογής της προληπτικής συντήρησης είναι συνήθως σταθερή και βασίζεται στην εκτιμώμενη διάρκεια ζωής των εξαρτημάτων του κάθε μηχανήματος. Ως παραδείγματα προληπτικής συντήρησης μπορούμε να αναφέρουμε, την λίπανση των τριβομένων μερών μιας μηχανής έπειτα από ένα καθορισμένο αριθμό ωρών λειτουργίας, καθώς και την αντικατάσταση των προειδοποιητικών λαμπτήρων ενδείξεων λειτουργίας των κινητήρων «jet» έπειτα από ένα συγκεκριμένο αριθμό φωτεινών τους ενδείξεων.

Αυτή η μέθοδος συντήρησης συνοδεύεται και από ένα υψηλό λειτουργικό κόστος αφού έχει στο οργανόγραμμά της και ένα ξεχωριστό τμήμα (ή ομάδα) με μοναδικό σκοπό απασχόλησης:

- Τη διατήρηση κατάλληλου αποθέματος ασφαλείας για ανταλλακτικά.
- Την κατάρτιση προγράμματος συντήρησης κατά τη διάρκεια διακοπής της παραγωγής.
- Την ομαδοποίηση και κατηγοριοποίηση των μηχανών, ανάλογα με το πότε απαιτείται επιθεώρηση συντήρησης.

Με την προληπτική συντήρηση επιτυγχάνεται μείωση του συνολικού κόστους συντήρησης ενός εργοστασίου αφού:

- Η συντήρηση των μηχανών προγραμματίζεται σε περιόδους που η απαίτηση για
- παραγωγή είναι μικρή.
- Επιτυγχάνονται αποταμιεύσεις καθώς πραγματοποιείται προγραμματισμένη χρήση

επιπλέον εργατικού δυναμικού και μηχανολογικού εξοπλισμού.

Η προληπτική συντήρηση χωρίζεται σε δύο κατηγορίες που θα αναλυθούν παρακάτω.

3.2.1. Πρωταρχική Προληπτική Συντήρηση (1ης Βαθμίδας)

Δεν είναι τίποτα άλλο παρά η βασικές λειτουργίες συντήρησης που πρέπει να γίνονται, (όπως είναι η λίπανση, ο καθαρισμός μερών των μηχανών, οι τυπικές αναβαθμίσεις), προκειμένου να εξασφαλίζεται η ομαλή λειτουργία του μηχανολογικού εξοπλισμού του εργοστασίου. Η πρωταρχική προληπτική συντήρηση είναι σε γενικές γραμμές απλή, όταν εφαρμόζεται σε μικρό αριθμό μηχανών, με μικρό χρόνο εκτός λειτουργίας και με τη δυνατότητα διάθεσης από πλευράς των οικονομικών υπηρεσιών, ενός ικανοποιητικού χρηματικού ποσού για την αγορά ανταλλακτικών (Worsham, 2005). Τα προβλήματα σε αυτή τη κατηγορία συντήρησης αρχίζουν να εμφανίζονται όταν θα πρέπει να εφαρμοστεί σε μεγάλο αριθμό μηχανών. Χωρίς προγραμματισμό και έλεγχο των εργασιών γίνεται κακή εκμετάλλευση του εξοπλισμού με αποτελέσματα όπως:

- Μεγάλος χρόνος εκτός λειτουργίας των μηχανών.
- Έκτακτες προμήθειες ομοίων ανταλλακτικών σε μικρές ποσότητες.
- Κακός έλεγχος των αποθεμάτων.
- Μεγάλες απώλειες της παραγωγικής ικανότητας των εργοταξίων.

Η πρωταρχική προληπτική συντήρηση είναι γνωστή και ως **προληπτική συντήρηση 1ης βαθμίδας**. Εφαρμόζεται αποκλειστικά από τους χρήστες του μηχανολογικού εξοπλισμού και μπορούμε να πούμε πως είναι η καθημερινή εκτέλεση ελέγχων και εργασιών που επιβάλλεται να γίνονται από τους χειριστές, για τη συντήρηση των μηχανών αλλά και την προφύλαξη και ασφάλεια των ίδιων κατά τη διάρκεια της λειτουργίας τους. Η πρωταρχική προληπτική συντήρηση έχει τις ελάχιστες απαιτήσεις αλλά δεν μπορεί σε καμία περίπτωση να χρησιμοποιηθεί ως μέθοδο πρόβλεψης μελλοντικών βλαβών.

3.2.2.Κύρια Προληπτική Συντήρηση (2ης Βαθμίδας)

Η κύρια προληπτική συντήρηση δεν περιλαμβάνει μόνο τις δραστηριότητες της πρωταρχικής, αλλά σαν στόχο έχει επίσης και την αποφυγή κάθε μελλοντικής βλάβης που μπορεί να λάβει χώρα στον μηχανολογικό εξοπλισμό του εργοστασίου. Κατά την κύρια προληπτική συντήρηση, ο εξοπλισμός προγραμματίζεται σε καθορισμένες ημερομηνίες και πέρα από τη συντήρηση της 1ης βαθμίδας, ώστε να περνά μία πιο εξονυχιστική επιθεώρηση. Κατά την επιθεώρηση αυτή, μέρη του μηχανολογικού εξοπλισμού, όπως είναι οι αισθητήρες, τα καρούλια, οι τροχοί, οι σωληνώσεις κ.λ.π., με κριτήριο ένα καθορισμένο αριθμό ωρών λειτουργίας ή κάποιο συγκεκριμένο χρονικό διάστημα ζωής τους, αντικαθίστανται, όχι επειδή έχουν παρουσιάσει βλάβη, αλλά με σκοπό να αποφευχθεί αυτή η βλάβη στο εγγύς μέλλον. Το ανωτέρω χρονικό διάστημα ύπαρξης του μηχανολογικού εξοπλισμού που καθορίζει την αντικατάσταση των διαφόρων μερών, οριοθετείται μέσα από την εμπειρία και από στατιστικές μετρήσεις. Επομένως με την πρακτική που ακολουθείται, είναι δυνατή η αντικατάσταση μερών του μηχανολογικού εξοπλισμού τα οποία βρίσκονται σε καλή κατάσταση λειτουργίας και άρα υπάρχουν περιπτώσεις που το κόστος αυτής της συντήρησης αυξάνεται χωρίς να προσδώσει οφέλη στο εργοστάσιο. Η κύρια προληπτική συντήρηση είναι γνωστή και ως προληπτική συντήρηση 2ης βαθμίδας η οποία εκτελείται εξ' ολοκλήρου από το τμήμα των «facilities» ενός εργοστασίου. Πάντως, ως προς την αξιοπιστία που εξασφαλίζουν αυτοί οι δύο τύποι της προληπτικής συντήρησης στην ομαλή λειτουργία του μηχανολογικού εξοπλισμού, οι απόψεις δίστανται. Γι' αυτό το λόγο και στην πράξη χρησιμοποιείται ένας συνδυασμός και των δύο.

3.2.3 Πλεονεκτήματα – Μειονεκτήματα

Συγκεντρωτικά τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα της προληπτικής συντήρησης παρουσιάζονται ακολούθως (Worsham, 2005).

Πλεονεκτήματα

- Μείωση εμφάνισης βλαβών και της έκτασης των απαιτούμενων επιδιορθώσεων σε σχέση με την επισκευαστική συντήρηση, επομένως και λιγότερες διακοπές της παραγωγικής διαδικασίας.
- Βελτιστοποιημένος σχεδιασμός της συντήρησης επειδή ο προγραμματισμός γίνεται εκ των προτέρων.
- Μείωση πιθανότητας εκδήλωσης εργατικών ατυχημάτων λόγω καλής κατάστασης του εξοπλισμού.

- Αυξημένη ποιότητα συντήρησης επειδή η εργασία δεν γίνεται υπό την πίεση του χρόνου
- Μείωση του κόστους των επισκευών λόγω της μείωσης των δευτερευουσών αστοχιών
- Μειωμένο κόστος λόγω υπερωριών και ορθολογικότερη χρήση των τεχνικών συντήρησης γιατί η εργασία τους γίνεται βάσει προγράμματος και όχι εκτάκτως για την αποκατάσταση ξαφνικών βλαβών.

Μειονεκτήματα:

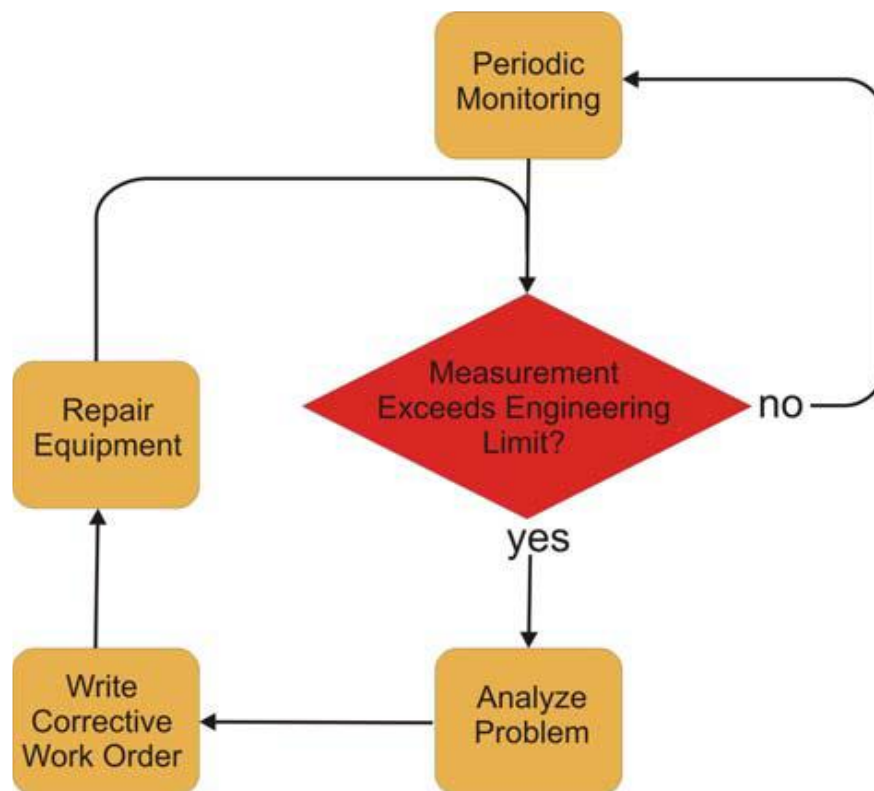
- Αύξηση δραστηριοτήτων και του κόστους συντήρησης
- Αυξημένο κόστος συντήρησης λόγω ανάλωσης πολλών ανταλλακτικών τα οποία δεν έχουν εξαντλήσει το όριο ζωής τους, αλλά και λόγω μαζικών συντηρήσεων σε μηχανήματα που δεν το απαιτούσαν, επειδή έχουν συμπληρώσει την προγραμματισμένη περίοδο λειτουργίας
- Η προληπτική συντήρηση μπορεί να εφαρμοστεί μόνο σε φθορά του εξοπλισμού που σχετίζεται με τη διάρκεια ζωής του
- Σε περίπτωση που δεν υπάρχει συνεννόηση μεταξύ των τμημάτων παραγωγής και συντήρησης είναι δύσκολο να βρεθεί ο κατάλληλος χρόνος σταματήματος των μηχανημάτων για επισκευή
- Αυξημένη πιθανότητα βλάβης λόγω νηπιακής θνησιμότητας των νέων εξαρτημάτων

3.3 Προβλεπτική Συντήρηση (Predictive Maintenance)

Προβλεπτική συντήρηση δεν είναι τίποτα άλλο παρά η παρακολούθηση του μηχανολογικού εξοπλισμού και η ανακάλυψη τυχόν βλαβών του, προτού αυτές λάβουν χώρα. Αποτελεί μία καινούργια προσέγγιση της διαχείρισης των συστημάτων συντήρησης που εφαρμόζονται στα εργοστάσια την τελευταία δεκαετία.

Κατά την προβλεπτική συντήρηση, πραγματοποιείται σύγκριση των τάσεων των υπολογιζόμενων φυσικών παραμέτρων με τα γνωστά μηχανικά όρια αντοχής του εξοπλισμού. Αυτό σημαίνει πως κάθε φυσική παράμετρος λειτουργίας του εξοπλισμού, όπως είναι η λίπανση, η θερμοκρασία, η πίεση, η τάση, η ένταση του ρεύματος, πρέπει να υπολογίζεται και να τίθεται αντίστοιχα ένα μηχανικό όριο λειτουργίας για κάθε μηχανήμα, ώστε οποιοδήποτε πρόβλημα να μπορεί να ανακαλυφθεί κατά τη διάρκεια συστηματικής επιτήρησης μέσω μετρήσεων και περιοδικών επιθεωρήσεων. Τα μηχανικά αυτά όρια λειτουργίας είναι συνήθως αρκετά αυστηρά, ώστε τα προβλήματα να εντοπίζονται πολύ πριν πραγματοποιηθεί η εκτεταμένη ζημιά στον εξοπλισμό.

Το μυστικό της επιτυχίας ενός συστήματος προβλεπτικής συντήρησης που εφαρμόζεται σε ένα εργοστάσιο είναι να μπορεί πάντα να ανακαλύπτει και να προλαβαίνει την αρχική βλάβη του εξοπλισμού. Κάθε μηχάνημα που αποφασίζεται να μπει στο σύστημα της προβλεπτικής συντήρησης, εισάγεται στο λεγόμενο «κύκλο λειτουργίας» της, που σχηματικά αποδίδεται στο επόμενο σχήμα (Lindley Higgins, 2002).



Σχήμα 3.1 Κύκλος λειτουργίας προβλεπτικής συντήρησης

Οι μετρήσεις που παίρνονται από τη συνεχή παρακολούθηση του εξοπλισμού, μπορεί να είναι εβδομαδιαίες, μηνιαίες, εξαμηνιαίες, ανάλογα τη φύση του και τη σημασία που δίνουν σε αυτόν οι υπεύθυνοι της συντήρησης. Εάν οι μετρήσεις αγγίζουν τα καθορισμένα όρια λειτουργίας, τότε ακολουθεί μία πιο προσεκτική ανάλυση της λειτουργίας του συγκεκριμένου μηχανήματος. Κατά την ανάλυση αυτή, ο υπεύθυνος μπορεί να ακολουθήσει διάφορες μεθόδους της προβλεπτικής συντήρησης προκειμένου να εξάγει χρήσιμα συμπεράσματα, όπως είναι για παράδειγμα η μέτρηση των κραδασμών των τριβομένων μερών ενός κινητήρα κ.λ.π. Στη περίπτωση που οι μετρήσεις δίνουν τιμές που απέχουν αρκετά από τα καθορισμένα όρια, οι υπεύθυνοι έχουν την πολυτέλεια του χρόνου να επιδιορθώσουν το πρόβλημα με την ησυχία τους.

Σε κάθε περίπτωση όμως επιλέγεται η πιο αποτελεσματική διορθωτική ενέργεια. Συνήθως, για να ξεκινήσει μία επισκευή απαιτείται μία γραπτή εντολή που να καθορίζει το είδος της βλάβης, τα ανταλλακτικά που θα απαιτηθούν. Η φόρμα της γραπτής αυτής εντολής είναι συνήθως εφάμιλλη με αυτή που χρησιμοποιείται στην περίπτωση της διορθωτικής και προληπτικής συντήρησης.

Μόλις επιλυθεί το πρόβλημα, ο εξοπλισμός είναι σε θέση να ενταχθεί ξανά στο σύστημα περιοδικής παρακολούθησης. Η χρήση συστημάτων προβλεπτικής τεχνολογίας έχει αποδειχθεί πολύ ωφέλιμη αφού είναι δυνατόν να προβλέψει ένα σημαντικό αριθμό βλαβών. Ο παρακάτω πίνακας δείχνει την ευρύτητα εφαρμογής αυτού του είδους συντήρησης στον μηχανολογικό εξοπλισμό (M.C. Carnero, 2003).

Το φάσμα της Προβλεπτικής Συντήρησης				
Κατηγορίες Εξοπλισμού	Είδη Εξοπλισμού	Είδος Βλάβης	Αιτίες Βλάβης	Μέθοδοι Ανάλυσης
Τριβόμενοι μηχανισμοί	Αντλίες Κινητήρες Συμπιεστές Ανεμιστήρες	Πρώιμη απώλεια ευθυγράμμισης	Υπερβολική άσκηση δύναμης	Ανάλυση λίπανσης
		Βλάβη στην λίπανση	Μη σωστή λίπανση Ζέστη, υγρασία	Γραφική ανάλυση φάσματος λειτουργίας
Ηλεκτρικός εξοπλισμός	Κινητήρες Καλώδια Γεννήτριες Μετασχηματιστές	Μονωτική βλάβη	Ζέστη , υγρασία	Έλεγχοι αντιστάσεων και χρόνου, Θερμογραφία, Αναλύσεις λαδιού
		Διαρροή ενέργειας	Υγρασία Ελαττωματικές συνδέσεις	Υπέρηχοι
Εξοπλισμός Μεταφοράς Θερμότητας	Ανταλλάκτες Ψύκτρες Μπαταρίες	Σπάσιμο εξαρτημάτων	Σημαντική αύξηση ιζημάτων και υλικών	Υπολογισμοί Μεταφοράς Θερμότητας

Εξοπλισμός Μεταφοράς και Αποθήκευσης	Δεξαμενές Σωλήνες Αντιδραστήρες	Διάβρωση	Χημικές Αντιδράσεις	Μέτρηση διάβρωσης Έλεγχοι αντοχής
		Ρωγμές	Κούραση Μετάλλων	Μελέτη ακουστικών εκπομπών

Πίνακας 3.1 Το φάσμα της Προβλεπτικής Συντήρησης

3.3.1 ΚΟΣΤΟΣ ΠΡΟΒΛΕΠΤΙΚΗΣ ΣΥΝΤΗΡΗΣΗ

Γενικά είναι δύσκολο να εκτιμηθούν τα οικονομικά πλεονεκτήματα από την εφαρμογή ενός προγράμματος Προβλεπτικής συντήρησης. Και αυτό γιατί ενώ μπορούμε εύκολα να υπολογίσουμε την εξοικονόμηση χρημάτων από τα άμεσα κόστη μιας επιχείρησης, η ίδια εκτίμηση για την μείωση από τα έμμεσα κόστη είναι πολύ δύσκολη και βασίζεται σε εικασίες.

Αρχικά πρέπει να πούμε ότι τα άμεσα κόστη μιας επιχείρησης περιλαμβάνουν το ανθρώπινο δυναμικό της παραγωγής και τις πρώτες ύλες, ενώ το ανθρώπινο δυναμικό που απασχολείται στο τμήμα συντήρησης και ότι άλλο περιλαμβάνει και χρειάζεται αυτό το τμήμα ανήκουν στα έμμεσα κόστη. Για να υπολογίσουμε το καθαρό κέρδος μιας επιχείρησης από την εφαρμογή προγράμματος Προβλεπτικής συντήρησης θα πρέπει από το συνολικό κέρδος να αφαιρέσουμε το κόστος του προγράμματος. Αυτή η εκτίμηση είναι πολύ βασική γιατί σύμφωνα με αυτήν θα κρίνει η διοίκηση για την συνέχιση της χρηματοδότησης του προγράμματος ή όχι.

Και ενώ ο υπολογισμός του κόστους του προγράμματος είναι πολύ απλή, η δυσκολία βρίσκεται στον υπολογισμό του συνολικού κέρδους. Το συνολικό κέρδος υπολογίζεται από το άθροισμα της μείωσης του άμεσου κόστους και της μείωσης του έμμεσου κόστους. Το κόστος του προγράμματος περιλαμβάνει τον εξοπλισμό, τις προμήθειες, το ανθρώπινο δυναμικό και τα γενικά έξοδα.

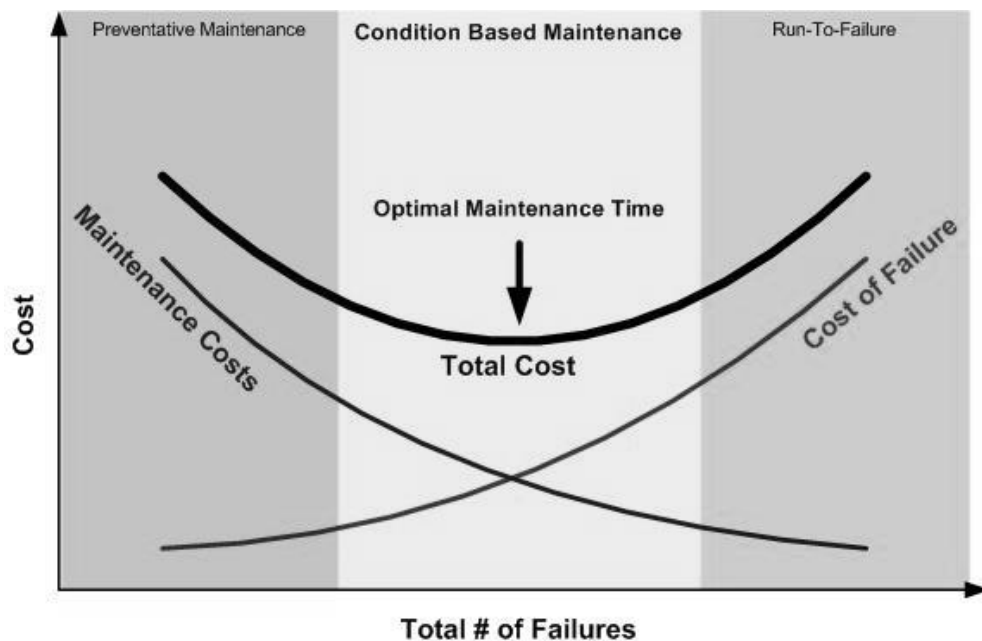
Η μείωση του άμεσου κόστους είναι η σημαντικότερη και προκύπτει από την μείωση των ετήσιων ασφαλιστρών και την μείωση της συχνότητας ή την διακοπή κάποιων δραστηριοτήτων της Προληπτικής συντήρησης, που προκύπτουν από την εφαρμογή του προγράμματος Προβλεπτικής συντήρησης. Η μείωση του έμμεσου κόστους, όπως ειπώθηκε και παραπάνω είναι αρκετά δύσκολη και μόνο με προβλέψεις μπορεί να εκτιμηθεί.

Παρόλα αυτά ο υπολογισμός του συνολικού κέρδους μόνο από το άμεσο κόστος δε θα ανταποκρινόταν στο πραγματικό κέρδος της επιχείρησης από την εφαρμογή του προγράμματος

Προβλεπτικής συντήρησης. Επειδή η μείωση του έμμεσου κόστους που σχετίζεται με τις αστοχίες που αποφεύχθηκαν και την αύξηση της αξιοπιστίας βασίζεται σε γεγονότα που δε συνέβησαν, δεν υπάρχουν “πραγματικά κέρδη”, αλλά αυτά αντιπροσωπεύονται από έναν άπειρο αριθμό πιθανών σεναρίων εσφαλμένων φθορών.

Για αυτό το μόνο πρακτικό εργαλείο που μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε για να υπολογίσουμε την μείωση του έμμεσου κόστους είναι μια εμπειρική μέθοδος, γνωστή και ως μέθοδος ποσοτικής αξιολόγησης των παραγόντων. Με τη μέθοδο αυτή παίρνουμε υπόψη μας ένα μεγάλο αριθμό διαφορετικών σεναρίων με ένα σύστημα βαρύτητας ανάλογα με την πιθανότητα εμφάνισής τους.

Συγκριτικά τώρα με τις άλλες δύο πολιτικές συντήρησης, η Προβλεπτική συντήρηση έχει μειωμένο συνολικό κόστος γιατί οι δραστηριότητες συντήρησης εκτελούνται μόνο όταν είναι δικαιολογημένες, αφού έχουν προβλεφθεί προηγουμένως. Αυτή η μεταβολή του συνολικού κόστους, του κόστους συντήρησης και κόστος αστοχίας (μη λειτουργίας της μηχανής) συναρτήσει των συνολικών βλαβών για τις 3 πολιτικές συντήρησης, παρουσιάζεται στο Σχήμα 2.5 (Alyouf, 2006).



Σχήμα 3.2 Μεταβολή του συνολικού κόστους συναρτήσει του αριθμού βλαβών

3.3.2 ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΠΤΙΚΗΣ ΣΥΝΤΗΡΗΣΗΣ

Οι μέθοδοι της Προβλεπτικής συντήρησης που μετρούν την λειτουργική δυναμική του εξοπλισμού στηρίζονται σε ένα σύνολο μετρητικών τεχνικών (Levitt, 2003). Κάθε μία από αυτές τις τεχνικές

χρησιμοποιείται για την μέτρηση ενός συγκεκριμένου εξαρτήματος, αλλά γενικά σε μία επιχείρηση και σε ένα ολοκληρωμένο πρόγραμμα Προβλεπτικής συντήρησης χρησιμοποιείται ένας συνδυασμός αυτών των τεχνικών.

Μετρητικές τεχνικές

- Μέτρηση και ανάλυση κραδασμών (Vibration Spectrum Analysis)
- Μέθοδος κρουστικών Παλμών(Shock Pulse Method)
- Μετρήσεις με υπερήχους.
- Μέθοδος τριβολογίας
- Θερμογραφία
- Λοιποί μέθοδοι μη καταστροφικών ελέγχων

Όπως ειπώθηκε και παραπάνω η εφαρμογή ενός προγράμματος Προβλεπτικής συντήρησης έχει πολλά περισσότερα πλεονεκτήματα συγκριτικά με τις άλλες δύο πολιτικές συντήρησης, καθώς κάνει χρήση των θετικών χαρακτηριστικών των δύο άλλων πολιτικών και για αυτό το λόγο προτιμάται συνήθως. Αυτό δε σημαίνει όμως ότι δεν παρουσιάζει και κάποια μειονεκτήματα, τα οποία παρουσιάζονται παρακάτω (Morris, 2006).

Πλεονεκτήματα

1. Οικονομικότερη σε σύγκριση με τις κλασικές μεθόδους, προσεγγίζει την λογική Just In Time (JIT) στην διαχείριση των ανταλλακτικών και περιορίζονται οι εργατοώρες επισκευής.
2. Εντοπίζει έγκαιρα τα προβλήματα και έτσι περιορίζονται οι έκτακτες βλάβες(αύξηση αξιοπιστίας)και ο χρόνος λειτουργίας(αύξηση διαθεσιμότητας)
3. Επιμηκύνεται η ζωή των μηχανημάτων προλαμβάνοντας το πρόβλημα στην πηγή του πριν αυτό δημιουργήσει αλυσιδωτές επιπτώσεις και σε άλλα μέρη του εξοπλισμού
4. Ενισχύει την λειτουργικότητα του εξοπλισμού με καθορισμένες προδιαγραφές και έτσι αυξάνεται η παραγωγικότητα του εργοστασίου
5. Ελαχιστοποίηση των ελλειψωματικών προϊόντων έχοντας σαν αποτέλεσμα την μείωση των ανικανοποίητων πελατών
6. Ελαχιστοποιεί την ανάγκη για υπερωρίες λόγω έκτακτων διακοπών της παραγωγής
7. Ελαχιστοποιεί το ποσοστό εργατικών ατυχημάτων λόγω μείωσης της συχνότητας των

επεμβάσεων και λόγω αύξησης της αξιοπιστίας των μηχανών.

8. Συμβάλλει στην ουσιαστική μείωση των ασφάλιστρων που εξαρτώνται από την εφαρμογή αποτελεσματικών μεθόδων συντήρησης
9. Γίνεται αναγνώριση του εξοπλισμού με αυξημένο κόστος συντήρησης, γεγονός που αποκαλύπτει την ανάγκη είτε εκπαίδευσεως προσωπικού, είτε αντικαταστάσεως του εξοπλισμού είτε υιοθέτηση πολιτικής Λειτουργίας ως τη Βλάβη.
10. Ευκαμψία προγραμμάτων και συνεργασία με την παραγωγική διαδικασία για την εξεύρεση κατάλληλου χρόνου σταματήματος των μηχανών και όχι εκτάκτως λόγω δυνατότητας πρόβλεψης του χρόνου συντήρησης.
11. Συνδρομή στην περιβαλλοντική προστασία από την ορθολογική χρήση των λιπαντικών

Μειονεκτήματα

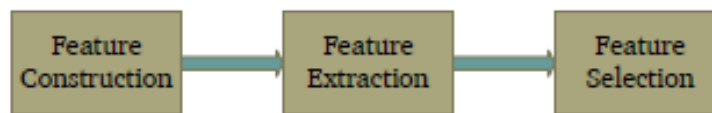
1. Σημαντικό αρχικό κόστος επένδυσης για τον απαραίτητο διαγνωστικό εξοπλισμό
2. Σημαντικό κόστος εκπαίδευσης εργατικού δυναμικού που θα χειρίζεται τον εξοπλισμό αυτό ή κόστος ανάθεσης σε εξωτερικό συνεργάτη
3. Οι αποταμιεύσεις που επιτυγχάνονται δεν είναι άμεσα εμφανείς στη Διοίκηση
4. Η πιθανότητα ότι οι ακριβές τεχνικές Προβλεπτικής συντήρησης να μην είναι ικανές να ανακαλύψουν μία επερχόμενη βλάβη

4 Πρότυπα πρόγνωσης και ανάλυσης

Ένα τυπικό μοντέλο εμφανίζει μια δυναμική συμπεριφορά, η οποία είναι σημαντική για την πρόγνωση μιας μελλοντικής κατάστασης ή για την ανάλυση της τρέχουσας κατάστασης ενός πραγματικού συστήματος. Έτσι, ένα μοντέλο πρόγνωσης πραγματοποιεί προγνωστικά βήματα συντήρησης και ένα μοντέλο ανάλυσης χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό αστοχίας. Όπως περιεγράφηκε προηγουμένως, η ανίχνευση αστοχιών και η προγνωστική συντήρηση σχετίζονται μεταξύ τους, επομένως, ένα μοντέλο πρόγνωσης σχετίζεται με ένα μοντέλο ανάλυσης.

Υπάρχουν πολλοί τρόποι (μέθοδοι) για την κατασκευή τέτοιων μοντέλων. Κάθε σύστημα πρόγνωσης και ανάλυσης όμως λειτουργεί με τον ίδιο αφηρημένο τρόπο (Εικόνα 4.1). Τα δεδομένα ενός συστήματος πρέπει να συλλεχθούν και να μετατραπούν μέσω διαφόρων τεχνικών σε μια αναπαράσταση που μπορεί να επεξεργαστεί το μοντέλο. Τέλος, αφού το μοντέλο έχει επεξεργαστεί τα δεδομένα, το σύστημα πρόγνωσης και ανάλυσης εξάγει τα αποτελέσματα.

Οι ακόλουθες υποενότητες περιγράφουν τις κατηγορίες στις οποίες μπορεί να κατηγοριοποιηθεί ένα μοντέλο πρόγνωσης και ανάλυσης.



Σχήμα 4.1 Ροή εργασίας ενός συστήματος πρόγνωσης και ανάλυσης

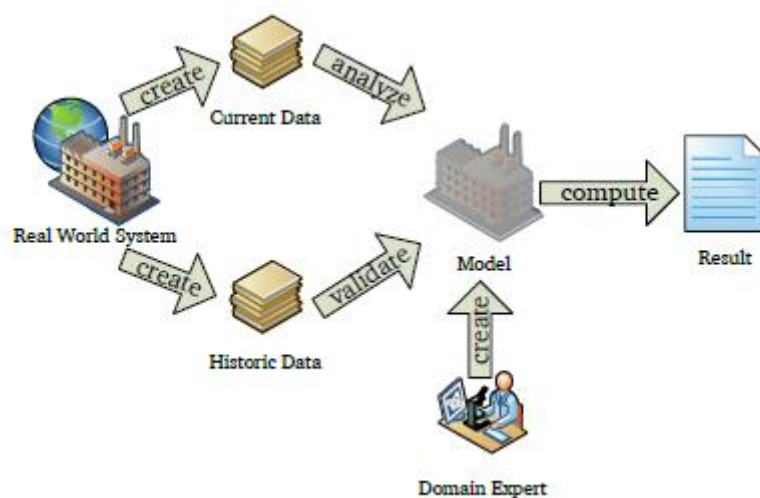
4.1 Μεθοδολογία με βάση το φυσικό μοντέλο

Τα φυσικά μοντέλα αναπαρίστανται συνήθως με βάση μαθηματικά μοντέλα. Οι διαφορικές εξισώσεις χρησιμοποιούνται για τον καθορισμό φυσικών διεργασιών που επηρεάζουν την κατάσταση των σχετικών εξαρτημάτων. Η ροή εργασίας ενός τέτοιου μοντέλου απεικονίζεται στην Εικόνα 4.2. Οι κατασκευαστές τέτοιων μοντέλων πρέπει να έχουν γνώση της φυσικής διαδικασίας που παράγει τα δεδομένα ενός πραγματικού συστήματος, καθώς και δεξιότητες στη μοντελοποίηση τέτοιων συστημάτων. Μετά τη μοντελοποίηση ενός συστήματος, το προκύπτον μοντέλο πρέπει να επικυρωθεί χρησιμοποιώντας ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων για την επαλήθευση της σωστής συμπεριφοράς. Εάν το μοντέλο εφαρμόζεται σωστά, μπορούν να χρησιμοποιηθούν συστήματα παρακολούθησης για τη συλλογή των παραμέτρων εισαγωγής του

μοντέλου. Το μοντέλο θα παράγει την τιμή εξόδου και σε αυτό το σημείο χρησιμοποιούνται στατιστικές τεχνικές για τον καθορισμό του διαστήματος εμπιστοσύνης, εννοώντας το ποσοστό λάθος εκτίμησης που μας αποτιμά και την αποδοτικότητα του μοντέλου.

Τα φυσικά μοντέλα είναι χρήσιμα για πολύ δυναμικά συστήματα που αναγκάζονται να λειτουργούν κάτω από συνεχώς διαφοροποιημένες αρχικές συνθήκες. Η δημιουργία ενός φυσικού μοντέλου απαιτεί πολύ υψηλή κατανόηση του πραγματικού συστήματος. Συνήθως, η ορθότητα της ανάλυσης και της πρόγνωσης για δεδομένες παραμέτρους που παρακολουθούνται αυξάνεται με την πολυπλοκότητα του μοντέλου.

Μεταξύ των μειονεκτημάτων αυτών των μοντέλων είναι το υψηλό κόστος τους (Brotherton, 2000). Επιπλέον, είναι πολύ δύσκολο να κατασκευαστεί ένα φυσικό μοντέλο με καλή ακρίβεια, επειδή τα συστήματα επηρεάζονται από πολλούς περιβαλλοντικούς παράγοντες που είναι δύσκολο να παρακολουθούνται. Για περισσότερες πληροφορίες σχετικά με τα φυσικά μοντέλα, παραπέμπουμε στις βιβλιογραφικές αναφορές των Olivares (2013), Oppenheimer (2002) και Loboda (2013).



Σχήμα 4.2 Ροή εργασίας ενός φυσικού μοντέλου

4.2 Μοντέλα βασισμένα στη γνώση

Η μεθοδολογία που βασίζεται στη γνώση, σε αντίθεση με τη μεθοδολογία που βασίζεται στο φυσικό μοντέλο, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ακόμα και αν δεν υπάρχει μαθηματικό μοντέλο που να καλύπτει τη φυσική του συμπεριφορά. Η ποιότητα ενός μοντέλου που βασίζεται στη γνώση εξαρτάται από την εμπειρία του μηχανικού δεδομένων που το κατασκευάζει. Στις επόμενες υποενότητες 4.2.1 και 4.2.2 παρουσιάζονται τα expert models και η fuzzy logic τεχνική που

περιγράφουν τις πιο κοινές μεθοδολογίες γνωσσιακών μοντέλων στον ερευνητικό τομέα της ανίχνευσης αστοχιών και της προγνωστικής συντήρησης.

4.2.1 Μοντέλα Expert

Τα expert models είναι κατάλληλα για προβλήματα που συνήθως καθορίζονται από κανόνες και περιγράφουν καταστάσεις ενός πραγματικού συστήματος. Οι κανόνες εκφράζονται με τη μορφή: EAN (IF) συνθήκη, TOTE (THEN) αποτέλεσμα, ΑΛΛΙΩΣ (ELSE) συνέπεια. Τέτοιοι κανόνες μπορούν να συνδυαστούν με λογικούς τελεστές. Οι συνθήκες περιγράφουν μια κατάσταση του πραγματικού συστήματος, με συνέπεια ενός αποτελέσματος, ή άλλου κανόνα (Yam, 2001).

Ένα από τα μειονεκτήματα της συγκεκριμένης μεθόδου είναι ότι ένα expert model δεν μπορεί να χειριστεί καταστάσεις που δεν καλύπτονται και δεν περιγράφονται στους κανόνες που αυτό βασίζεται. Επιπλέον, ένα expert model μπορεί να αντιμετωπίσει προβλήματα όταν ο αριθμός των κανόνων αυξάνεται δραματικά και μπορεί να δημιουργηθούν συγκρούσεις μεταξύ ταυτόχρονα ισχυόντων κανόνων. Επομένως, ένα expert model δεν είναι κατάλληλο ως αυτόνομη προσέγγιση για ανίχνευση αστοχιών και προγνωστικής συντήρησης σε ένα πραγματικό σύστημα. Σύμφωνα με τον Zhi-Jie Zhou (2013) η καλύτερη προσέγγιση είναι να οριστεί ένα expert model και αυτό να βελτιωθεί με μια προσέγγιση βάσει δεδομένων, η οποία θα εισαχθεί στην Ενότητα 3.3. Αυτή η λύση επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα είτε από το μοντέλο που βασίζεται στα δεδομένα είτε από το expert model μόνο του. Κατά συνέπεια, ένα απλό expert model μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με μια προσέγγιση βάσει δεδομένων για σύγκλιση ταχύτερα και πλησιέστερα στη βέλτιστη λύση.

Όσο αναφορά τις βιβλιογραφικές αναφορές για τα expert models πρώτος ο Μπάτλερ (1996) στην έρευνα του πρότεινε ένα πλαίσιο, βασισμένο σε expert model, για την ανίχνευση αστοχιών και για την προβλεπτική συντήρησης. Επίσης, οι Biagetti και Sciubba δημιούργησαν ένα προγνωστικό και έξυπνο σύστημα παρακολούθησης, το οποίο εντοπίζει σφάλματα σε πραγματικό χρόνο και παρέχει προβλέψεις για εντοπισμένα και πιθανά σφάλματα. Επιπλέον, το σύστημα παρέχει προτάσεις για τον τρόπο ελέγχου του προβλήματος.

4.2.2 Fuzzy Logic μοντέλα

Fuzzy logic είναι ένας απλός ορισμός για να περιγραφεί ένα σύστημα που βασίζεται σε ασαφείς, ακριβείς, θορυβώδεις ή ελλειπείς εισόδους (Zadeh, 1965). Είναι ένα υπερσύνολο της συμβατικής λογικής Boolean. Η κύρια διαφορά μεταξύ μιας συμβατικής λογικής Boolean και της ασαφούς λογικής (fuzzy logic) είναι η διαδικασία λήψης αποφάσεων. Με τη συμβατική λογική Boolean, ένα στοιχείο είναι είτε μέλος ενός συνόλου είτε όχι. Για ένα δεδομένο στοιχείο, η ασαφής λογική επιστρέφει τον βαθμό συμμετοχής σε ένα σύνολο. Με ένα ασαφές λογικό μοντέλο, οι καταστάσεις μπορούν να περιγραφούν με συνεχή και αλληλεπικαλυπτόμενο τρόπο, όπως οι μεταβάσεις της κατάστασης σε ένα πραγματικό σύστημα. Επομένως, μια περιγραφή ενός συστήματος με ασαφή λογική είναι πιο διαισθητική και λιγότερο συγκεκριμένη από μια αριθμητική ή μαθηματική περιγραφή. Ένα ασαφές λογικό μοντέλο μπορεί να δημιουργήσει απλούστερα, πιο διαισθητικά και καλύτερα συμπεριφερόμενα μοντέλα (Peng, 2012).

Όπως περιγράφεται παραπάνω, οι ασαφείς καταστάσεις λογικής μπορεί να αλληλεπικαλύπτονται. Κάθε τιμή εισόδου ανήκει σε έναν ασαφή κανόνα με βαθμό συμμετοχής. Το εύρος που καλύπτει τον βαθμό συμμετοχής ξεκινά από 0 (σίγουρα όχι μέλος) έως 1 (σίγουρα μέλος). Σε αντίθεση με τη συμβατική λογική Boolean, στην οποία μια τιμή εισαγωγής ταιριάζει με έναν κανόνα είτε όχι, ένα ασαφές λογικό μοντέλο μπορεί να εξετάσει όλους τους βαθμούς συμμετοχής. Αυτό σημαίνει ότι όλοι οι βαθμοί συμμετοχής μπορούν να επηρεάσουν το αποτέλεσμα και τον κανόνα, που αντιπροσωπεύει μια κατάσταση, όπου το υψηλότερο αριθμητικό αποτέλεσμα δεν είναι αυτόματα η κατάσταση του υπολογιζόμενου αποτελέσματος.

Στη έρευνα της ο Frelicot (1996) ανέπτυξε ένα προγνωστικό προσαρμοστικό σύστημα βασισμένο σε αρχές ασαφούς αναγνώρισης προτύπων. Ο ασαφής κανόνας ταξινόμησης εκτελεί ανίχνευση σφαλμάτων, συμπεριλαμβανομένης της απόρριψης μελών (μη ανίχνευση) και πολλαπλής ανίχνευσης. Ο Choi et al. (1995) σχεδίασε ένα σύστημα φιλτραρίσματος και διαγνωστικού συναγερμού βασισμένο σε ένα διαδικτυακό ασαφής λογικής μοντέλο.

4.3 Μοντέλα βάσει δεδομένων

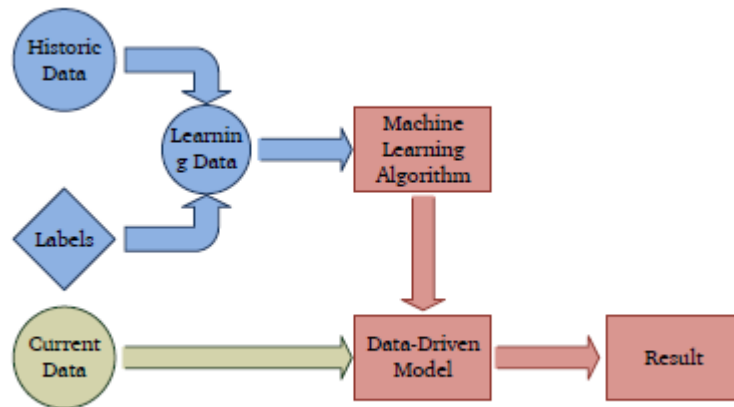
Τα μοντέλα βάσει δεδομένων βασίζονται σε στατιστικές και μαθηματικές τεχνικές. Σε αυτή τη ερευνητική εργασία, οι τεχνικές της μηχανικής μάθησης περιλαμβάνουν την ανάπτυξη λογισμικού που βελτιστοποιεί ένα κριτήριο απόδοσης βάσει ιστορικών δεδομένων και/ή εμπειρίας. Με τον αυξανόμενο αριθμό αισθητήρων σε ένα πραγματικό σύστημα, αυξάνεται η δυνατότητα ανίχνευσης της συμπεριφοράς του και της τρέχουσας κατάστασης. Επομένως, οι περισσότερες προσεγγίσεις στην πρόσφατη βιβλιογραφία για την αποτυχία ανίχνευσης αστοχιών και προβλεπτικής

συντήρησης αντιπροσωπεύουν μοντέλα που βασίζονται σε δεδομένα. Αυτά τα μοντέλα είναι πιο γενικά από τα φυσικά και γνωσιακά μοντέλα. Ως εκ τούτου, η παρούσα εργασία επικεντρώνεται σε μοντέλα που βασίζονται σε δεδομένα για ανίχνευση αστοχιών και προγνωστική συντήρηση. Οι αλγόριθμοι πίσω από αυτά τα μοντέλα καθορίζονται από τα υπάρχοντα κάθε φορά δεδομένα που έχει στη διάθεση του ο αναλυτής. Υπάρχουν τρεις διαφορετικές τεχνικές μάθησης που χρησιμοποιούν οι αλγόριθμοι των παραπάνω μοντέλων για την επεξεργασία των δεδομένων και την εξαγωγή συμπερασμάτων, οι οποίες περιγράφονται στις ακόλουθες ενότητες.

4.3.1 Επιβλεπόμενη μάθηση

Στην επιβλεπόμενη μάθηση, χρησιμοποιούνται δεδομένα που συλλέχθηκαν στο παρελθόν από ένα σύστημα. Δεδομένου ότι δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν όλα τα ιστορικά αρχεία δεδομένων ως παραδείγματα εκμάθησης, τα δεδομένα πρέπει να φιλτραριστούν. Το προκύπτον σύνολο δεδομένων ονομάζεται δεδομένα εκπαίδευσης. Τα δεδομένα εκπαίδευσης θα επεξεργαστούν μέσω ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης, θέμα το οποίο θα αναπτυχθεί εκτενέστερα σε επόμενο κεφάλαιο, ο οποίος εξετάζει τη σχέση μεταξύ μιας εγγραφής δεδομένων και της εξόδου και στη συνέχεια, δημιουργεί ένα μοντέλο βάσει δεδομένων. Έτσι όταν εισάγουμε νέα δεδομένα στο παραπάνω μοντέλο αυτό προσπαθεί να αναπαράγει όσο το δυνατόν καλύτερα το αποτέλεσμα χρησιμοποιώντας τα ήδη υπάρχοντα ιστορικά δεδομένα. Το Σχήμα 4.3 παρουσιάζει την παραπάνω περιγραφόμενη διαδικασία ενός εποπτευόμενου μοντέλου που βασίζεται σε δεδομένα μάθησης.

Στον τομέα της ανίχνευσης αποτυχιών και της προγνωστικής συντήρησης, η εποπτευόμενη τεχνική μάθησης είναι η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη τεχνική μάθησης, καθώς τα ιστορικά δεδομένα είναι τα πιο άμεσα διαθέσιμα στοιχεία σε ένα σύστημα. Επιπλέον, τα ιστορικά δεδομένα μπορούν να σχετίζονται με την πραγματική κατάσταση του συστήματος, πράγμα το οποίο βελτιώνει την ακρίβεια των προβλέψεων του μοντέλου.

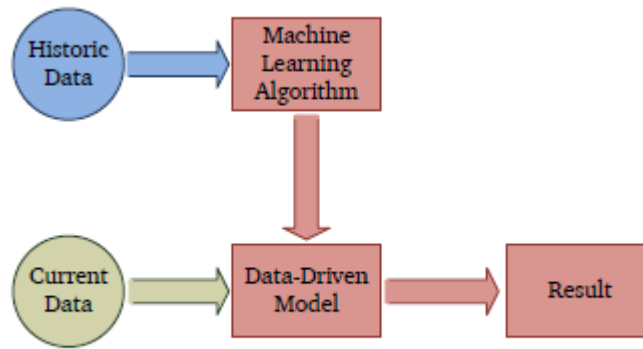


Σχήμα 4.3 Εποπτευόμενη μάθηση

4.3.2 Μη επιβλεπόμενη μάθηση

Σε άλλα προβλήματα που βασίζονται σε μοντέλο δεδομένων, τα ιστορικά δεδομένα τα οποία χρησιμοποιούνται δεν είναι χαρακτηρισμένα, δεν υπάρχει σφάλμα ή σήμα ανταμοιβής για να αξιολογηθούν οι πιθανές λύσεις. Η διαδικασία που ακολουθείται σε αυτή την περίπτωση είναι η εύρεση ή η ανακάλυψη ομάδων παρόμοιων παραδειγμάτων στα ιστορικά δεδομένα. Αυτή η διαδικασία ονομάζεται ομαδοποίηση. Ο στόχος της μη εποπτευόμενης μαθησιακής προσέγγισης είναι ο προσδιορισμός της κατανομής των δεδομένων σε ένα χώρο εισόδου με μια στατιστική διαδικασία που ονομάζεται εκτίμηση πυκνότητας. Το Σχήμα 4.4 δείχνει τη διαδικασία παραγωγής αποτελέσματος ενός μη εποπτευόμενου μοντέλου που βασίζεται σε δεδομένα μάθησης.

Για την ανίχνευση αστοχιών και τα προβλήματα προβλεπτικής συντήρησης, η τεχνική εκμάθησης χωρίς επίβλεψη είναι μια ασυνήθιστη τεχνική μάθησης, επειδή η ομαδοποίηση και η εκτίμηση της πυκνότητας των ιστορικών δεδομένων δεν είναι αποτελεσματική ως προς το ποσοστό ακρίβειας που χρειάζεται στην ανίχνευση των αστοχιών και στην προγνωστική συντήρηση. Για αυτόν τον λόγο στην πρόσφατη βιβλιογραφία του εν λόγω τομέα, δεν υπάρχει προσέγγιση που χρησιμοποιεί την τεχνική μάθησης χωρίς επίβλεψη, οπότε αναφέρεται στην παρούσα έρευνα μόνο για να καλυφθεί με πληρότητα η υπάρχουσα θεωρία.



Σχήμα 4.4 Μη επιτηρούμενη μάθηση

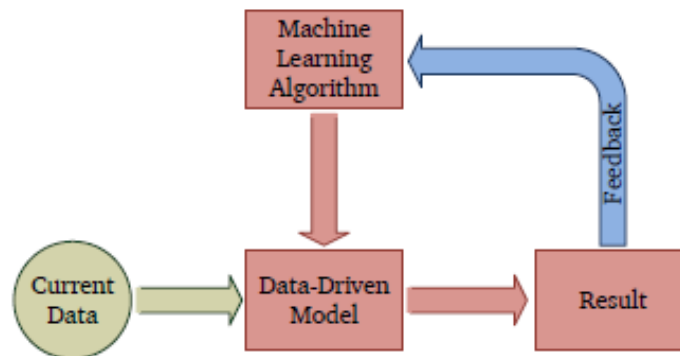
4.3.3 Ενισχυτική μάθηση

Η τεχνική της ενισχυτικής μάθησης που εισάχθηκε από τον Richard Sutton και τον Andrew Barto (1998) προσπάθησε να βρει ένα τρόπο για να βελτιστοποιήσει το προβλεπόμενο αποτέλεσμα με βάση τα δεδομένα εισόδου ενός συστήματος. Σε αντίθεση με τις άλλες τεχνικές μάθησης, δεν έχει φάση μάθησης για τα ιστορικά δεδομένα. Η έννοια της ενισχυτικής μάθησης είναι εμπνευσμένη από τα αντίστοιχα ανάλογα της μάθησης με επιβράβευση και τιμωρία που συναντώνται ως μοντέλα μάθησης των έμβιων όντων. Σκοπός του συστήματος μάθησης είναι να μεγιστοποιήσει μια συνάρτηση του αριθμητικού σήματος ενίσχυσης (ανταμοιβή), για παράδειγμα την αναμενόμενη τιμή του σήματος ενίσχυσης στο επόμενο βήμα. Το σύστημα δεν καθοδηγείται από κάποιον εξωτερικό επιβλέποντα για το ποια ενέργεια θα πρέπει να ακολουθήσει αλλά πρέπει να ανακαλύψει μόνο του ποιες ενέργειες είναι αυτές που θα του αποφέρουν το μεγαλύτερο κέρδος. Έτσι, με αυτό τον τρόπο ο αλγόριθμος μηχανικής μάθησης λαμβάνει κάθε φορά μία αξιολόγηση ως ανατροφοδότηση σχετικά με την ποιότητα του αποτελέσματος, από το οποίο ο αλγόριθμος μηχανικής μάθησης διαδίδει πιο επιτυχημένες στρατηγικές και απορρίπτει τις ανεπιτυχείς. Το Σχήμα 4.5 αναπαριστά την διαδικασία που ακολουθεί ένα σύστημα ενισχυτική μάθησης για να παράγει το επιθυμητό αποτέλεσμα.

Η ενισχυτική μάθηση χρησιμοποιείται ευρέως σε μοντέλα που βασίζονται σε δεδομένα, όπου το αποτέλεσμα είναι μια δράση. Για παράδειγμα, στην έρευνα του Tesauro (1994) χρησιμοποιείται η εν λόγω τεχνική για να μάθει ένα σύστημα να παίζει τάβλι. Σε αυτό το συγκεκριμένο παράδειγμα, τα τρέχοντα δεδομένα είναι η θέση ενός πιονιού σε ένα πίνακα. Το αποτέλεσμα είναι το

αποτέλεσμα στο τέλος του παιχνιδιού (νίκη ή ήττα). Με αυτό το αποτέλεσμα, ο αλγόριθμος μηχανικής μάθησης πολλαπλασιάζει περισσότερες στρατηγικές όπου κέρδισε ένα παιχνίδι και απορρίπτει στρατηγικές όπου χάνει.

Στην πρόσφατη βιβλιογραφία της ανίχνευσης αστοχιών και της προγνωστικής συντήρησης, δεν υπάρχει προσέγγιση στην οποία χρησιμοποιείται η τεχνική ενισχυτικής εκμάθησης, επειδή η μαθησιακή διαδικασία συμβαίνει υπό συνθήκες όπου ένα σύστημα είναι σε λειτουργία και όχι σε δοκιμή. Αυτό σημαίνει ότι μια λανθασμένη εκτίμηση σχετικά με την κατάσταση ενός ανταλλακτικού θα μπορούσε να έχει καταστροφικές συνέπειες. Όμως, έχει διαπιστωθεί ότι η τεχνική της εποπτευόμενης μάθησης σε συνδυασμό με την ενισχυτική μάθηση μπορεί να βελτιώσει ένα μοντέλο που βασίζεται σε δεδομένα σε λειτουργία χρόνου εκτέλεση και να παράγει αποτελέσματα με μεγαλύτερη ακρίβεια από ότι θα έκανα μόνο με την εποπτευόμενη μάθηση.



Σχήμα 4.5 Μάθηση ενίσχυσης

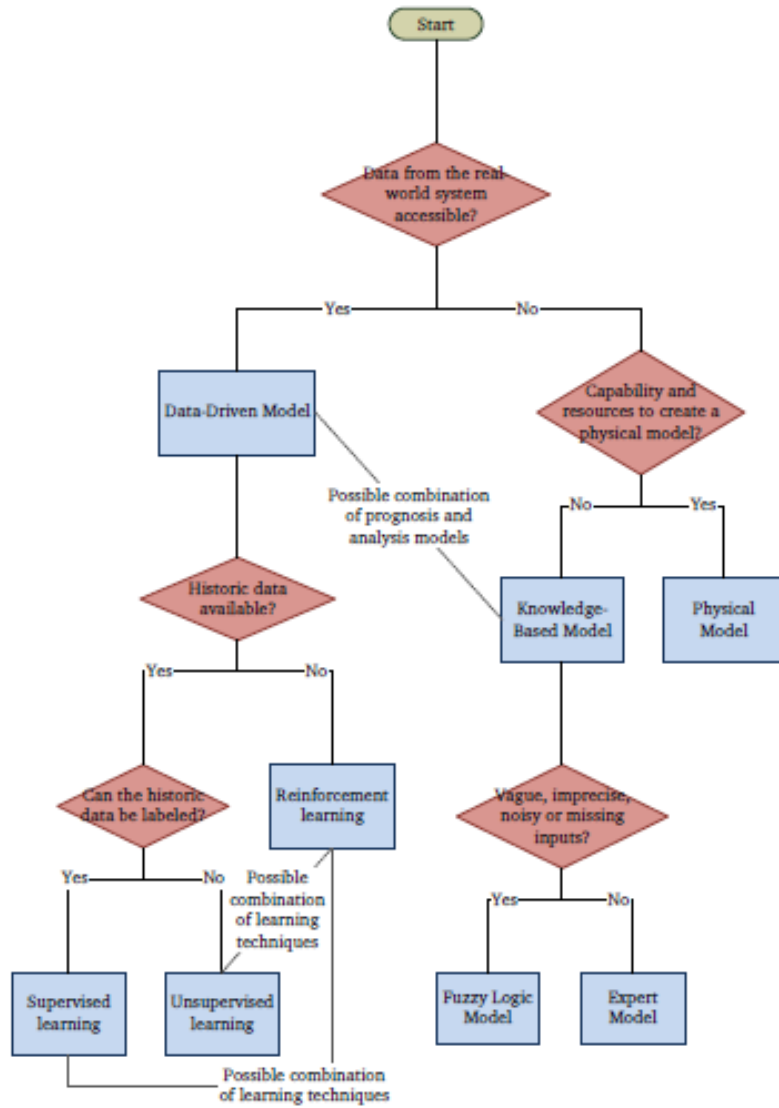
4.4 Συνδυαστικά Μοντέλα

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, υπάρχουν τρεις διαφορετικοί τύποι μοντέλων. Το φυσικό μοντέλο, το μοντέλο βασισμένο στη γνώση και το μοντέλο που βασίζεται σε δεδομένα τα οποία και είναι σαφώς διακριτά το ένα από το άλλο. Ωστόσο, υπάρχουν δυνατότητες για παραγωγή καλύτερων αποτελεσμάτων κάνοντας χρήση ενός συνδυασμού των διαφορετικών τύπων μοντέλων. Για παράδειγμα, υπάρχουν ορισμένες υλοποιήσεις συστημάτων που χρησιμοποιούν συνδυασμό ενός

μοντέλου δεδομένων που χρησιμοποιεί την εποπτευόμενη τεχνική μάθησης και ένα εξειδικευμένο μοντέλο. Ένα τέτοιο μοντέλο θα συζητηθεί αναλυτικά σε επόμενο κεφάλαιο.

4.5 Συμπέρασμα

Αυτό το κεφάλαιο παρείχε μια επισκόπηση των διαφορετικών βασικών τύπων μοντέλων ανίχνευσης αστοχιών και προβλεπτικής συντήρησης που περιγράφονται στην πρόσφατη βιβλιογραφία. Επίσης παρουσιάστηκαν εν συντομία τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα του κάθε μοντέλου. Παρόλα αυτά η συγκεκριμένη έρευνα εστιάζει κυρίως στα μοντέλα που βασίζονται σε δεδομένα και ως εκ τούτου εστιάζουμε περισσότερο και στις αντίστοιχες σε αυτά στρατηγικές μάθησης. Τέλος πρέπει να σημειωθεί ότι η χρήση ενός δέντρου αποφάσεων μπορεί να βοηθήσει στην εύρεση και επιλογή του σωστού μοντέλου για ένα δεδομένο πρόβλημα ανίχνευσης αποτυχιών και προβλεπτικής συντήρησης (Σχήμα 4.6).



Σχήμα 4.6 Δέντρο απόφασης για την οπτικοποίηση της διαδικασίας επιλογής ενός μοντέλου πρόγνωσης και ανάλυσης για ανίχνευση τύπου αστοχίας και προγνωστική συντήρηση

5 Απόκτηση δεδομένων

Κάθε μεθοδολογία ανίχνευσης αποτυχίας καθώς και προβλεπόμενης συντήρησης ξεκινά με τη μελέτη του τρόπου απόκτησης δεδομένων. Επομένως, η απόφαση για τον τρόπο απόκτησης δεδομένων επηρεάζει τα επόμενα βήματα της διαδικασίας όπως αυτή απεικονίζεται στο Σχήμα 4.1. Στις περισσότερες περιπτώσεις, εφαρμόζεται μια μέθοδος εντοπισμού βλαβών και προβλεπόμενης συντήρησης μαζί με μια υπάρχουσα τεχνική απόκτησης δεδομένων. Παρόλα αυτά ο κύριος στόχος μιας υπάρχουσας τεχνικής απόκτησης δεδομένων δεν αντιστοιχεί απαραίτητα σε αυτόν που έχει μια διαδικασία ανίχνευσης αστοχίας ή μιας προβλεπόμενης συντήρησης. Για παράδειγμα, ο πρωταρχικός στόχος της εργασίας λήψης δεδομένων αισθητήρα είναι η επίτευξη ενεργειακής απόδοσης και η μείωση του κόστους επικοινωνίας όπως αναφέρεται και στην έρευνα του Charu (2013). Η συνεισφορά ενός συστήματος ανίχνευσης αστοχίας και προγνωστικής συντήρησης είναι να προσπαθούν να βελτιστοποιήσουν το αποτέλεσμα της υφιστάμενης τεχνικής απόκτησης δεδομένων.

Οι τεχνικές απόκτησης δεδομένων συλλέγουν πληροφορίες για ένα σύστημα, χρησιμοποιώντας διαφορετικές πηγές. Οι πιο σημαντικοί τύποι δεδομένων ανίχνευσης αστοχίας και προγνωστικής συντήρησης περιγράφονται στις επόμενες ενότητες, ακολουθούμενες από μια υποενότητα σχετικά με την ανάλυση των διαφορετικών τεχνικών απόκτησης δεδομένων.

5.1 Τύποι Δεδομένων

Τα Συστήματα απόκτησης δεδομένων, καθώς και η επεξεργασία σήματος που περιγράφεται στην Ενότητα 6, εξαρτώνται απόλυτα από τον τύπο των δεδομένων με τα οποία καλείται να συλλέξει. Οι δύο πιο σημαντικοί τύποι δεδομένων για ανίχνευση αστοχιών και προγνωστική συντήρηση μηχανών είναι αυτά που συλλέγονται από αισθητήρες καθώς και δεδομένα που συλλέγονται από αρχεία καταγραφής.

5.1.1 Δεδομένα αισθητήρα

Τα τελευταία χρόνια, οι αισθητήρες έχουν γίνει πιο έξυπνοι, μικρότεροι, ευκολότεροι στην εφαρμογή και στη ενσωμάτωση τους σε υπάρχοντα συστήματα, όπως επίσης φθηνότεροι και πιο αξιόπιστοι (van Hoof, 2004). Το κύριο έργο ενός αισθητήρα είναι να μετατρέπει τις φυσικές τιμές σε ηλεκτρικές (τάση, ρεύμα ή αντίσταση). Συνήθως, ένας αισθητήρας μετρά μία μηχανική τιμή, όπως για παράδειγμα, οι τιμές επιτάχυνσης, πίεσης, ροής, ροπής και δύναμης. Γνωρίζοντας κάποιος αυτήν τη μηχανική τιμή, μπορεί να ερμηνεύσει τα δεδομένα δόνησης, τα ακουστικά δεδομένα, τη θερμοκρασία, την υγρασία, τον καιρό, το υψόμετρο κ.λπ. Ο πίνακας 5.1 δείχνει βασικά εξαρτήματα μηχανών καθώς και τις μηχανικές τιμές που συνήθως χρησιμοποιούνται για να προβλέψουν τυχόν αποτυχία ή να προβούν σε προβλεπόμενη συντήρηση. Όπως περιγράφεται από τον Jardine (2006), αυτά τα δεδομένα εμπίπτουν σε τρεις κατηγορίες:

- Δεδομένα μοναδικής τιμής: Τα δεδομένα που συλλέχθηκαν σε μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο για μια κατάσταση, σύμφωνα με την οποία οι μεταβλητές παρακολούθησης έχουν μία μόνο τιμή.
- Δεδομένα Κυματομορφής: Τα δεδομένα συλλέγονται σε μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο για μια κατάσταση, σύμφωνα με την οποία οι μεταβλητές παρακολούθησης είναι μια χρονοσειρά, η οποία συχνά ονομάζεται κυματομορφή χρόνου. Για παράδειγμα, τα δεδομένα δόνησης και τα ακουστικά δεδομένα είναι τύπου κυματομορφής.
- Δεδομένα πολλαπλών διαστάσεων: Τα δεδομένα συλλέχθηκαν σε μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο για μια κατάσταση, κατά την οποία οι μεταβλητές παρακολούθησης είναι πολυδιάστατες. Τα πιο συνηθισμένα πολυδιάστατα δεδομένα είναι δεδομένα εικόνας, όπως θερμογράφοι υπέρυθρων, εικόνες ακτινών X, οπτικές εικόνες κ.λπ.

Equipment	Vibration	Humidity	Ambient Temperature	Ambient Pressure	Acoustic Signal	Thermography	Motor Current	Insulation Resistance	Electrical Capacitance	Electrical Inductance
Pump	X		X	X	X	X	X	X		
Valve		X		X	X					
Motor / Fan	X		X		X	X	X	X		X
Heat Exchanges	X	X	X	X						
Steam Turbine	X	X	X	X	X					
Electrical & Electronic Equipment			X			X		X	X	X
Cables and Connectors			X			X		X	X	X
Pump Seal		X		X	X			X		
Piping / Structures	X				X					
Compressor	X				X	X	X			

***Πίνακας 5.1** Εξαρτήματα μηχανών καθώς και οι μηχανικές τιμές που συνήθως χρησιμοποιούνται για να προβλέψουν τυχόν αποτυχία ή να προβούν σε προβλεπόμενη συντήρηση*

5.1.2 Αρχεία καταγραφής

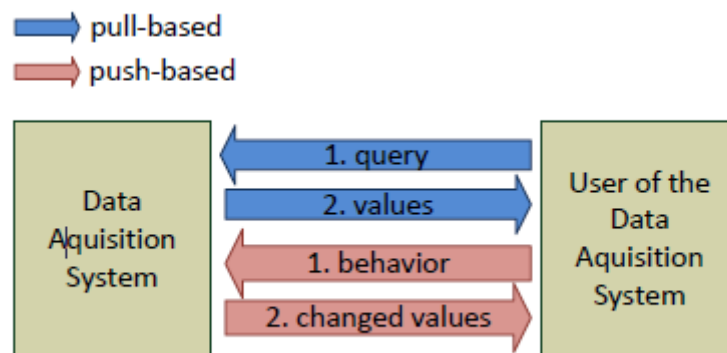
Τα συμβάντα ενός συστήματος μπορούν να καταγραφούν σε ένα αρχείο καταγραφής. Με αυτόν τον τρόπο, η δήλωση ενός συμβάντος είναι πολύ ευρεία. Μια μεταβαλλόμενη τιμή μπορεί να είναι ένα τέτοιο συμβάν, καθώς εκτελεί μια ενέργεια συντήρησης. Τα αρχεία καταγραφής μπορούν να περιέχουν μόνο τιμές αισθητήρων. Περιγραφικά αρχεία καταγραφής μπορούν να συντάσσονται από ανθρώπους που περιγράφουν ενέργειες συντήρησης ή αν εντοπίζονται τυχόν αστοχίες ή σφάλματα.

5.2 Τεχνικές απόκτησης δεδομένων

Στην ανίχνευση αστοχιών και στην πρόβλεπτική συντήρηση, υπάρχουν δύο σημαντικές τεχνικές απόκτησης δεδομένων: push ή pull. Σε ένα σύστημα απόκτησης δεδομένων τύπου pull, ο χρήστης καθορίζει ένα ερώτημα και το στέλνει στο σύστημα το οποίο στη συνέχεια θα επιστρέψει την αντίστοιχη τιμή. Η συχνότητα που πρέπει να εκτελεστεί το ερώτημα μπορεί να προσδιοριστεί στο ίδιο το ερώτημα, ή υποβάλλοντας το ερώτημα στην επιθυμητή συχνότητα.

Σε συστήματα απόκτησης δεδομένων τύπου push, μια προηγούμενη περιγραφόμενη κατάσταση ή μια συμπεριφορά θα κοινοποιείται από το σύστημα αυτόνομα κάθε φορά που οι τιμές αλλάξαν πρόσφατα. Το σχήμα 5.1 δείχνει τη διαφορά μεθοδολογία μεταξύ push και pull συστημάτων.

Οι ακόλουθες υποενότητες (5.2.1, 5.2.2) παρουσιάζουν παραδείγματα των προαναφερθέντων μεθόδων push και pull καθώς και την χρήση τους σε συστήματα συλλογής δεδομένων ανίχνευσης αστοχιών και προγνωστικής συντήρησης.



Σχήμα 5.1 Τεχνική απόκτησης δεδομένων με μεθόδους Push και Pull

5.2.1 Δεδομένα Πραγματικού χρόνου

Η τεχνική απόκτησης δεδομένων σε πραγματικό χρόνο βασίζεται σε μέθοδο pull. Ουσιαστικά, δεν υπάρχει σύστημα που μπορεί να επεξεργαστεί δεδομένα χωρίς καθυστέρηση, αν και όσον αφορά

την ανίχνευση αστοχιών και την προγνωστική συντήρηση, σε πραγματικό χρόνο σημαίνει ότι δεν υπάρχει αισθητή καθυστέρηση. Μια παραλληλοποίηση της απόκτησης δεδομένων είναι συχνά πιθανή λύση όταν αυτή πρέπει να πραγματοποιηθεί σε πραγματικό χρόνο για να μην αποτελεί εμπόδιο στην ανίχνευση αστοχιών και τη ροή εργασιών προβλεπτικής συντήρησης. Ωστόσο, αυτή η διαδικασία παράλληλης απόκτησης δεδομένων μπορεί να επηρεάσει τα υπόλοιπα βήματα ανίχνευσης αστοχίας καθώς και τα βήματα προγνωστικής συντήρησης (Σχήμα 4.1).

Ο γρηγορότερος τρόπος είναι συνήθως η ανίχνευση αλλαγών κατάστασης σε πραγματικό κόσμο με συστήματα απόκτησης δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, όπου πρέπει να μεταφερθούν σημαντικά δεδομένα. Όπως συζητήθηκε στην αρχή του κεφαλαίου το κόστος της ενεργειακής απόδοσης και της επικοινωνίας είναι υψηλό σε συστήματα πραγματικού χρόνου. Επιπλέον, ένα άλλο μειονέκτημα είναι ότι ένα σύστημα σε πραγματικό χρόνο μπορεί να μεταφέρει σημαντική ποσότητα άχρηστων πληροφοριών σε ένα σύστημα ανίχνευσης τύπου πρόβλεψης και προβλεπτικής συντήρησης.

5.2.2 Δεδομένα χρονικού διαστήματος

Σε ορισμένες περιπτώσεις, δεν είναι δυνατή ή απαραίτητη η χρήση τεχνικής απόκτησης δεδομένων σε πραγματικό χρόνο. Σε αντίθεση με ένα σύστημα απόκτησης δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, ένα σύστημα λήψης δεδομένων διαστήματος στέλνει τα ληφθέντα δεδομένα σε χρονικά διαστήματα. Ένα σύστημα λήψης δεδομένων χρονικού διαστήματος αντιπροσωπεύει ένα σύστημα που βασίζεται σε μέθοδο pull. Το χρονικό διάστημα για τη μεταφορά των δεδομένων στον χρήστη μπορεί να είναι διαφορετικού μεγέθους, ειδικά όταν η μεταφορά περιορίζεται από τα όρια τιμών.

Αυτός ο τύπος συστήματος χρησιμοποιείται όταν το κόστος επικοινωνίας είναι υψηλό. Σε ορισμένες περιπτώσεις, είναι απαραίτητο να υπάρχει συγχρονισμός ρολογιών με τον συνεργάτη επικοινωνίας. Επίσης, ο σταθμός λήψης και ο συνεργάτης επικοινωνίας πρέπει να καθορίσουν μια διεπαφή για το πώς και ποια δεδομένα πρέπει να ανταλλάσσονται. Τέτοιες διεπαφές μπορεί να διαφέρουν, από το να είναι πολύ αφηρημένες (δηλαδή, όλες οι τιμές θα μεταφερθούν) σε πολύ ειδικές (μεταφέρετε μια τιμή μόνο όταν πληρείται ένας περιορισμός). Όσο πιο αφηρημένη ορίζεται η διεπαφή, τόσο περισσότεροι χρήστες μπορούν να χρησιμοποιήσουν την τεχνική λήψης δεδομένων χρονικού διαστήματος με διαφορετικές απαιτήσεις.

5.2.3 Δεδομένα που βασίζονται σε συμβάντα

Η τεχνική απόκτησης δεδομένων βάσει συμβάντων βασίζεται στη μέθοδο push. Τέτοια συστήματα ονομάζονται επίσης συστήματα pub/sub (δημοσίευσης/εγγραφής) (Eugster, 2003), εννοώντας ότι το σύστημα απόκτησης δεδομένων δημοσιεύει τις αλλαγές τιμών που εντοπίστηκαν (ονομάζεται συμβάν) μόνο σε αυτούς τους χρήστες που έχουν εκδηλώσει ενδιαφέρον για την παρακολούθηση της συγκεκριμένης τιμής.

Όσον αφορά την ανίχνευση αστοχιών και την προγνωστική συντήρηση, ένα συμβάν στην απόκτηση δεδομένων βάσει συμβάντων μπορεί να έχει πολλές ερμηνείες. Ένα συμβάν μπορεί να είναι μια ακραία αλλαγή τιμής ή μπορεί να είναι ένας συνδυασμός αλλαγών τιμής με ή χωρίς καμία ειδική σειρά. Συνήθως, στην ανίχνευση αστοχιών, ένα συμβάν δεν αντιπροσωπεύει αλλαγή κατάστασης του συστήματος, αν και μπορεί να οδηγήσει σε αυτή.

Τα συστήματα απόκτησης δεδομένων βάσει συμβάντων είχαν αυξανόμενη χρήση τα τελευταία χρόνια (Boldoni, 2003), ειδικά σε περιπτώσεις ανταλλαγής δεδομένων μεταξύ ανώνυμων χρηστών. Παρόλα αυτά, ένα μεγάλο μειονέκτημα σε ορισμένες περιπτώσεις είναι ότι αυτή η μέθοδος μπορεί να αυξήσει την κατανάλωση μνήμης και το χρόνο επεξεργασίας του συστήματος, επειδή ένα πολύπλοκο συμβάν που εξαρτάται από διάφορες παραμέτρους μπορεί να χρειαστεί να αποθηκεύσει τιμές για μεγάλο χρονικό διάστημα και μπορεί να έχει πολλούς κανόνες ελέγχου (Buchman, 2009).

5.3 Συμπεράσματα

Αυτή η ενότητα παρουσιάζει τις διαφορετικές προσεγγίσεις για την απόκτηση δεδομένων και περιγράφει τους πιο συνηθισμένους τύπους δεδομένων σε ένα σύστημα με σκοπό την διαδικασία ανίχνευσης αστοχιών και την προγνωστική προσέγγιση συντήρησης.

Ένα καλά σχεδιασμένο σύστημα βάσει συμβάντων μπορεί να μειώσει τον όγκο των δεδομένων και, συνεπώς, το υπολογιστικό κόστος, αλλά η προσπάθεια για το σχεδιασμό και την εφαρμογή ενός τέτοιου συστήματος είναι μεγάλη. Επιπλέον, απαιτείται ειδική γνώση για να καθοριστεί πότε και τι είδους συμβάν θα συμβεί.

Το απλούστερο και πιο γενικό σύστημα απόκτησης δεδομένων είναι η προσέγγιση σε πραγματικό χρόνο. Όλα τα διαθέσιμα δεδομένα μεταφέρονται σε πραγματικό χρόνο, όπου οι επόμενες διαδικασίες χρησιμοποιούν τα σχετικά με αυτές δεδομένα. Μια τέτοια τεχνική απόκτησης δεδομένων αυξάνει το κόστος επικοινωνίας και εργασίας της ανίχνευσης αστοχιών και της προβλεπτικής συντήρησης.

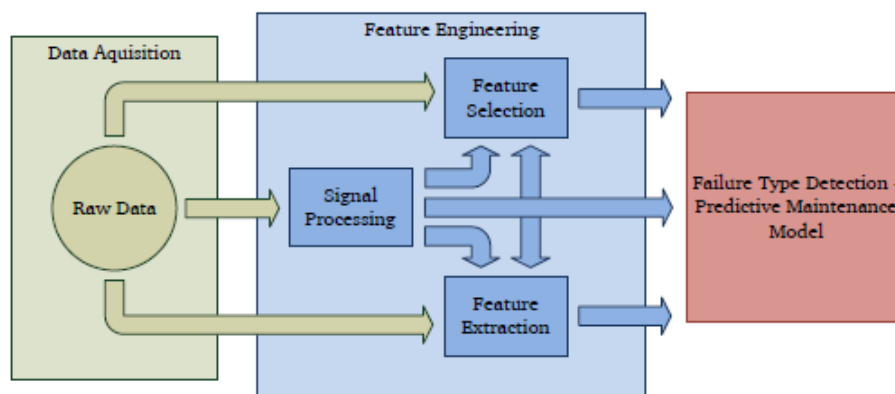
Μεταξύ της τεχνικής απόκτησης δεδομένων βάσει συμβάντων και της απόκτησης δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, η οποία αντιπροσωπεύει τα δύο άκρα κατά την εξέταση του κόστους και του χρόνου εργασίας, το σύστημα λήψης δεδομένων χρονικού διαστήματος είναι ένας συμβιβασμός. Αφενός, ένα σύστημα συλλογής δεδομένων ενός χρονικού διαστήματος μπορεί απλώς να σχεδιαστεί με ένα διάστημα σταθεροποίησης, όπου το υπολογιστικό και το επικοινωνιακό κόστος εξαρτώνται από το μέγεθος του χρονικού διαστήματος. Ένα μεγάλο διάστημα έχει το μειονέκτημα ότι κρίσιμα ζητήματα μπορεί να εντοπιστούν πολύ αργά, ενώ ένα μικρό διάστημα αυξάνει το υπολογιστικό κόστος και το κόστος επικοινωνίας. Ένα δυναμικό διάστημα θα μπορούσε να επιλύσει το περιγραφέν πρόβλημα ως έχει, αλλά στη συνέχεια θα αυξήσει το κόστος υλοποίησης.

Η επόμενη ενότητα περιγράφει πώς ένα σύστημα που βασίζεται σε δεδομένα προεπεξεργάζεται τα ληφθέντα δεδομένα και μαθαίνει από αυτά.

6 Μηχανική Χαρακτηριστικών

Η παρατήρηση μιας ιδιότητας με μηχανική εκμάθηση ονομάζεται χαρακτηριστικό. Συνήθως παρατηρούνται περισσότερα από ένα χαρακτηριστικά κάθε φορά. Το σύνολο των δυνατοτήτων για μια προσέγγιση μηχανικής μάθησης ονομάζεται διάνυσμα χαρακτηριστικών. Για τις περισσότερες εφαρμογές ανίχνευσης τύπου αποτυχίας και προβλεπτικής συντήρησης, οι τιμές που λαμβάνονται από το σύστημα απόκτησης δεδομένων πρέπει τυπικά να προεπεξεργαστούν προτού τις μετατρέψουν σε έναν νέο χώρο μεταβλητών για καλύτερη απόδοση του αλγορίθμου μηχανικής μάθησης (Zang, 2010). Η τεχνική χαρακτηριστικών δεν είναι ένας τυπικά καθορισμένος όρος. Μάλλον, είναι πολύ περισσότερο μια σειρά εργασιών που σχετίζονται με το σχεδιασμό συνόλων χαρακτηριστικών για εφαρμογές μηχανικής μάθησης. Οι πιο σημαντικές διαδικασίες της μηχανικής χαρακτηριστικών για την ανίχνευση αστοχιών και την προγνωστική συντήρηση είναι οι εξής και περιγράφονται στις ακόλουθες υποενότητες:

- Επεξεργασία σήματος: Η ερμηνεία, η παραγωγή και ο μετασχηματισμός ακατέργαστων μη επεξεργασμένων δεδομένων.
- Επιλογή Χαρακτηριστικών: Επιλογή ενός υποσυνόλου των πιο αντιπροσωπευτικών χαρακτηριστικών.
- Εξαγωγή Χαρακτηριστικών: Δημιουργία νέων πληροφοριών συνδυάζοντας χαρακτηριστικά.



Σχήμα 6.1 Η διαδικασία μηχανικής χαρακτηριστικών

6.1 Επεξεργασία σήματος

Κατά την αρχική αξιολόγηση των υπόψη δεδομένων, είναι συνήθως πολύ υποβοηθητικό να γίνει μια γραφική απεικόνισή τους. Η γραφική αναπαράσταση αποτελεί ένα πολύ σημαντικό εργαλείο για την ανάλυση των δεδομένων χρονοσειράς αλλά και τη διαδικασία της πρόβλεψης. Η αναπαράσταση ουσιαστικά έγκειται σε δισδιάστατη γραφική απεικόνιση των πραγματικών τιμών των διαθέσιμων δεδομένων ως προς το χρόνο λειτουργίας ή τους κύκλους κόπωσης. Από την υπόψη αναπαράσταση καθίστανται εμφανή τα ποιοτικά χαρακτηριστικά της χρονοσειράς (π.χ. τάση, τυχαιότητα-θόρυβος, ασυνέχειες κ.α.) και βοηθούν στην ανάλυση και στην επιλογή των καταλληλότερων μεθοδολογιών και εργαλείων, ώστε η προγνωστική ή διαγνωστική ανάλυση να εμφανίζει τα βέλτιστα αποτελέσματα με το μικρότερο σφάλμα (Vaseghi, 2008). Επιπλέον η γραφική απεικόνιση ενδέχεται να αποκαλύψει ακραίες ή/και μηδενικές τιμές οι οποίες μπορεί επίσης να είναι εσφαλμένες (Tan. Jiang, 2013). Με αυτό τον τρόπο δύναται να πραγματοποιηθούν ενέργειες διόρθωσης των υπόψη τιμών.

Μετά την ολοκλήρωση της ανωτέρω διαδικασίας είναι δυνατόν να προχωρήσει η διαδικασία εξαγωγής των χαρακτηριστικών των δεδομένων. Πολλές φορές, για την εξαγωγή των κατάλληλων χαρακτηριστικών εντοπισμού και απομόνωσης των δυσλειτουργιών, καθίσταται αναγκαίο τα δεδομένα να μετασχηματιστούν και να εκφραστούν στο πεδίο της συχνότητας, ειδικά στις περιπτώσεις που το υπό εξέταση μηχανικό στοιχείο ανήκει στην κατηγορία των περιστρεφόμενων εξαρτημάτων (π.χ. τριβείς, άξονες, γρανάζια κλπ).

Ένα σήμα μπορεί να αναπαρασταθεί ως συνάρτηση του χρόνου, δηλαδή μεταβάλλεται ανάλογα με το χρόνο. Ωστόσο, αυτό μπορεί επίσης να εκφραστεί και ως συνάρτηση της συχνότητας, δηλαδή, ένα σήμα μπορεί να θεωρηθεί μια σύνθεση διαφορετικών συνιστωσών συχνότητας. Επομένως, ένα σήμα έχει αναπαραστάσεις τόσο στο πεδίο του χρόνου, όσο και στο πεδίο της συχνότητας (Ray A.K. and Bhattacharya B., 2016).

Τα πεδία του χρόνου και της συχνότητας, είναι δύο τρόποι που χρησιμοποιούνται για την ανάλυση δεδομένων. Και οι δύο χρησιμοποιούνται ευρέως στην ηλεκτρονική, στην ακουστική, στις τηλεπικοινωνίες και σε πολλούς άλλους τομείς (MITx-Circuits and Electronics, 2012).

Η ανάλυση πεδίου συχνότητας χρησιμοποιείται σε συνθήκες όπου απαιτούνται διαδικασίες όπως το φιλτράρισμα, η ενίσχυση και η σύνθεση. Επίσης είναι πολύ χρήσιμη στη δημιουργία ακολουθιών από δυαδικά ψηφία στους H/Y.

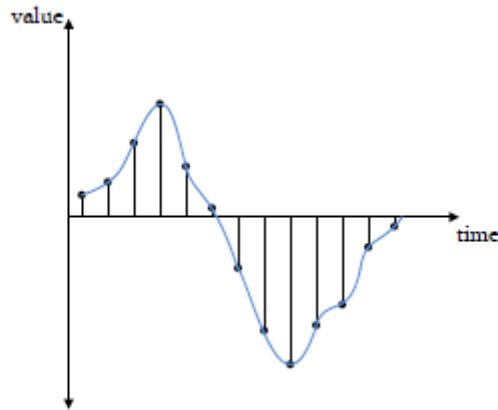
Η ανάλυση χρονικού πεδίου χρησιμοποιείται για την κατανόηση των προαναφερθέντων δυαδικών ακολουθιών ψηφίων. Επίσης, παρουσιάζει τη συμπεριφορά ενός σήματος με την πάροδο του χρόνου, επιτρέποντας τη δημιουργία προβλέψεων και μοντέλων παλινδρόμησης για το σήμα.

6.1.1 Ανάλυση στον τομέα του χρόνου

Η ανάλυση του πεδίου του χρόνου εξετάζει τα δεδομένα ως προς το χρόνο ή τους κύκλους λειτουργίας. Η ανάλυση των ηλεκτρονικών σημάτων, της αγοραστικής συμπεριφοράς και των βιολογικών συστημάτων, είναι μερικοί τομείς στους οποίους χρησιμοποιείται το πεδίο του χρόνου. Για ένα ηλεκτρονικό σήμα, η ανάλυση του χρονικού πεδίου βασίζεται κυρίως στο διάγραμμα τάσης-χρόνου. (MITx-Circuits and Electronics, 2012).

Ένα σήμα είναι συνεχές σε μια περίοδο εάν δεν υπάρχει διακοπή στο υπό μελέτη χρονικό διάστημα. Αντίθετα, ένα σήμα θεωρείται διακριτό εάν λαμβάνει ένα πεπερασμένο αριθμό τιμών. Επίσης ένα σήμα θεωρείται περιοδικό, εάν $s(i+T)=s(i)$, $-a < i < a$, όπου T είναι μια σταθερά, γνωστή ως περίοδος. Με άλλα λόγια, ένα σήμα είναι περιοδικό, εάν ολοκληρώνει ένα μοτίβο μέσα σε ένα μετρήσιμο χρονικό διάστημα.

Όπως έχει αναφερθεί τα σήματα δόνησης είναι πολύ συνηθισμένα μεταξύ των σημάτων για την ανίχνευση αστοχιών και τις προγνωστικές προσεγγίσεις συντήρησης. Όπως με όλα τα σήματα των αισθητήρων, ο θόρυβος είναι ένα συστατικό των σημάτων δόνησης. Τέτοια εξαρτήματα μπορεί να είναι περιβαλλοντικές συνθήκες ή ανακρίβεια του ίδιου του αισθητήρα. Ο θόρυβος μπορεί να παραμορφώσει το αποτέλεσμα. Μια ειδική τεχνική ανάλυσης στον τομέα του χρόνου για δεδομένα δόνησης είναι η σύγχρονη τεχνική μέσου χρόνου (Eric Bechhoefer, Michael Kingsley, 2009) καθώς προσπαθεί να εκφράσει ένα σήμα δόνησης αναλύοντας από το σύστημα του πραγματικού κόσμου. Αρχικά όμως το δεδομένο σήμα, πρέπει να φιλτραριστεί, τεχνική η οποία έχει μεγάλο υπολογιστικό κόστος. Αυτό μπορεί να ξεπεραστεί με την ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας καθώς τέτοιες λειτουργίες φιλτραρίσματος είναι απλοί πολλαπλασιασμοί στον τομέα συχνότητας και επομένως η υπολογιστική προσπάθεια είναι μικρότερη από ό, τι στον τομέα χρόνου.



Σχήμα 6.2 Ένα παράδειγμα κυματομορφής (μπλε γραμμή) για μια δεδομένη τυχαία μεταβλητή.

6.1.2 Ανάλυση τομέα συχνότητας

Το πεδίο συχνότητας είναι μια μέθοδος ανάλυσης δεδομένων, στην οποία, μια μαθηματική συνάρτηση ή ένα σήμα μετασχηματίζεται σε σχέση με τη μεταβλητή της συχνότητας. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται ευρέως σε πεδία όπως η μηχανική συστημάτων ελέγχου, η ηλεκτρονική και τα στατιστικά στοιχεία, κυρίως για περιοδικά σήματα ή συναρτήσεις, χωρίς αυτό να σημαίνει ότι δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί για μη περιοδικά σήματα.

Η πιο σημαντική έννοια της ανάλυσης πεδίου συχνότητας είναι ο μετασχηματισμός. Ο μετασχηματισμός χρησιμοποιείται για τη μετατροπή μιας συνάρτησης του πεδίου χρόνου σε μια συνάρτηση στο πεδίο συχνότητας και αντίστροφα. Ο συνηθέστερος μετασχηματισμός που χρησιμοποιείται στο πεδίο συχνότητας είναι ο μετασχηματισμός Fourier.

Ο Fourier ισχυρίστηκε ότι οποιαδήποτε κυματομορφή μπορεί να δημιουργηθεί από τη σύνθεση ημιτονοειδών κυμάτων, επειδή όλα τα σήματα έχουν πεδίο συχνότητας. Επομένως, ο μετασχηματισμός Fourier χρησιμοποιείται για τη μετατροπή ενός σήματος οποιουδήποτε σχήματος, στο άθροισμα ενός άπειρου αριθμού ημιτονοειδών σημάτων, των οποίων η ανάλυση είναι ευκολότερη. Ως εκ τούτου αυτή η μέθοδος είναι πολύ χρήσιμη και χρησιμοποιείται ευρέως.

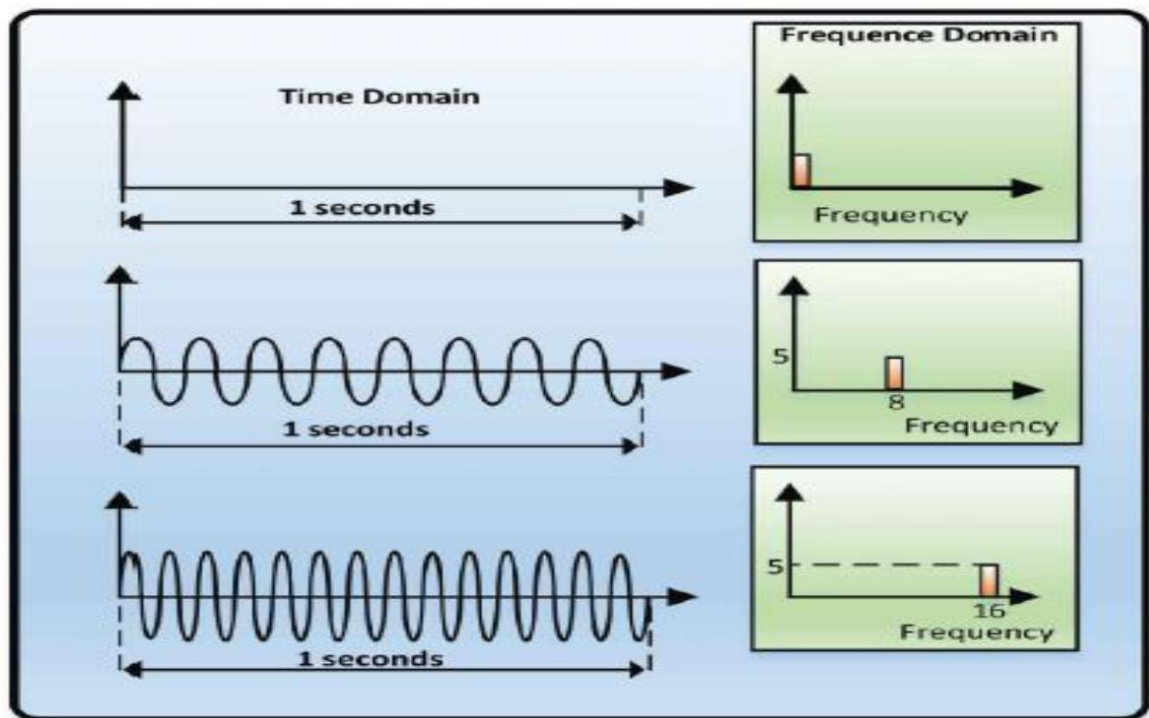
Για την ανάλυση συναρτήσεων του χρόνου χρησιμοποιείται ένας αριθμός μαθηματικών μετασχηματισμών, οι οποίοι αναφέρονται ως μέθοδοι πεδίου συχνότητας. Τα σήματα μπορούν να μετατραπούν από το πεδίο του χρόνου στο πεδίο συχνότητας με διάφορους τρόπους, ενώ ο

μετασχηματισμός είναι πάντοτε αντιστρέψιμος (MITx-Circuits and Electronics, 2012). Μερικοί κοινοί μετασχηματισμοί και τα πεδία χρήσης τους είναι οι ακόλουθοι:

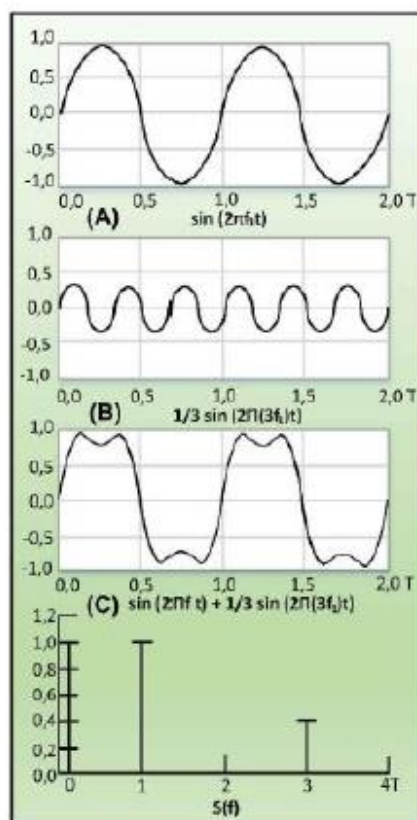
- Σειρά Fourier, για επαναλαμβανόμενα σήματα.
- Μετασχηματισμός Fourier, για μη επαναλαμβανόμενα σήματα.
- Μετασχηματισμός Laplace, για ηλεκτρονικά κυκλώματα και συστήματα ελέγχου.
- Μετασχηματισμός Z, για διακριτά σήματα και ψηφιακή επεξεργασία σήματος.

Η αναπαράσταση του πεδίου του χρόνου πραγματοποιείται με γραφική απεικόνιση, που δείχνει μεταβολές στο πλάτος του σήματος με το χρόνο και μπορεί να απεικονιστεί με τη βοήθεια ενός παλμογράφου. Η σχέση μεταξύ πλάτους και αντίστοιχης συχνότητας μπορεί να απεικονιστεί μέσω της αναπαράστασης του πεδίου συχνοτήτων, η οποία μπορεί να προκύψει με τη βοήθεια ενός αναλυτή φάσματος.

Αν και τα απλά ημιτονοειδή σήματα μας βοηθούν να κατανοήσουμε τη διαφορά μεταξύ των πεδίων του χρόνου και των συχνοτήτων (βλ. εικόνα 6.3), εντούτοις έχουν μικρή χρησιμότητα στη μετάδοση και ανάλυση των δεδομένων, όπου είναι συνήθης η εμφάνιση σύνθετων σημάτων που αποτελούνται από πολλά απλά ημιτονοειδή. Οποιοδήποτε σύνθετο σήμα μπορεί να αναπαρασταθεί από ένα συνδυασμό απλών ημιτονοειδών κυμάτων χρησιμοποιώντας ανάλυση Fourier. Για παράδειγμα, το σήμα που φαίνεται στην εικόνα 6.4 είναι συνδυασμός δύο ημιτονοειδών κυμάτων με συχνότητες f_1 και $3f_1$ και μπορεί να περιγραφεί ως $s(t)=\sin(\omega t)+(1/3)\sin 3(\omega t)$, όπου $\omega=2\pi f t$.



Σχήμα 6.3 Αναπαράσταση Ημιτονοειδών Σημάτων στο Πεδίο του Χρόνου και των Συχνοτήτων (Ray A.K., Bhattacharya B., 2016)



Σχήμα 6.4 Αναπαράσταση Σύνθετων Σημάτων στο Πεδίο του Χρόνου και των Συχνοτήτων (Ray A.K., Bhattacharya B., 2016)

Η συνάρτηση του πεδίου συχνοτήτων $s(f)$ καθορίζει τις συνιστώσες συχνότητες του σήματος. Η περιοχή των εμφανιζόμενων συχνοτήτων σε ένα σήμα είναι γνωστή ως το φάσμα, το οποίο μπορεί να οπτικοποιηθεί με τη βοήθεια ενός αναλυτή φάσματος. Η ζώνη συχνοτήτων μέσα στην οποία είναι συγκεντρωμένο το μεγαλύτερο μέρος της ενέργειας ενός σήματος, καλείται το εύρος ζώνης του (Ray A.K., Bhattacharya B., 2016).

Πολλές κυματομορφές δε μεταβάλλονται ομαλά μεταξύ του μέγιστου και του ελάχιστου πλάτους τους, άλλα εφόσον αυτές οι ανωμαλίες επαναλαμβάνονται από κύκλο σε κύκλο, το σήμα είναι περιοδικό και συνήθως μπορεί να περιγραφεί όπως και τα ημιτονοειδή σήματα. Στην πραγματικότητα, αποσυντίθεται σε μια συλλογή ημιτονοειδών σημάτων, καθένα από τα οποία έχει ένα μετρήσιμο πλάτος, συχνότητα και φάση (Ray A.K., Bhattacharya B., 2016).

Τα καταγραφόμενα δεδομένα ταλαντώσεων αποκτώνται συνήθως ως αναλογικά σήματα χρονοσειρών, που παράγονται από μετατροπείς επιτάχυνσης ή ταχύτητας, όπως επιταχυνσιόμετρα ή μετρητές ταχύτητας, αντίστοιχα. Η μετατόπιση, η ταχύτητα ή η επιτάχυνση των ταλαντώσεων μπορούν να εκφραστούν είτε στο πεδίο του χρόνου, είτε των συχνοτήτων. Τα δεδομένα του πεδίου του χρόνου είναι αναπαραστάσεις της φυσικής κίνησης, όπου η κίνηση προσδιορίζεται ποσοτικά ως μια τιμή σε συνάρτηση του χρόνου. Τα δεδομένα του πεδίου συχνοτήτων ορίζονται ως τιμές σε συνάρτηση με τη συχνότητα.

Στην ανάλυση του χρονικού πεδίου, χρησιμοποιείται συνήθως είτε το στιγμιαίο πλάτος σήματος είτε ο μέσος όρος του, όπως π.χ. η ρίζα μέσου τετραγώνου (RMS). Η τιμή του στιγμιαίου εύρους μπορεί να προσδιοριστεί από μια μέγιστη τιμή για μια ορισμένη χρονική περίοδο, είτε ως τιμή 0 έως μέγιστο (η μέγιστη απόλυτη τιμή) είτε κορυφή με κορυφή (το απόλυτο άθροισμα των θετικών και αρνητικών μεγεθών κορυφής).

Στην ανάλυση πεδίου συχνοτήτων, τα δεδομένα χρονικού πεδίου μετασχηματίζονται με κάποιο τρόπο σε φάσμα. Στην πράξη χρησιμοποιούνται διάφορες μορφές φασματικών αναπαραστάσεων των ταλαντώσεων χαμηλών συχνοτήτων. Μερικές βασίζονται σε γρήγορο μετασχηματισμό Fourier (FFT) και άλλες σε ψηφιακά φίλτρα σημάτων (Uday Kumar, Diego Galar, 2017).

6.2 Εξαγωγή χαρακτηριστικών

Μερικές φορές είναι απαραίτητο να μειωθεί ο αριθμός των χαρακτηριστικών και να αυξηθεί το περιεχόμενο πληροφοριών των χαρακτηριστικών για να αυξηθεί η ακρίβεια και να μειωθεί η υπολογιστική προσπάθεια μιας προσέγγισης μηχανικής εκμάθησης για τον εντοπισμό τύπου αστοχίας και την προγνωστική συντήρηση. Η εξαγωγή δυνατοτήτων ή / και η επιλογή χαρακτηριστικών μπορούν να βοηθήσουν στην εκτέλεση αυτού. Η επιλογή χαρακτηριστικών επιλέγει ένα υποσύνολο των πιο αντιπροσωπευτικών δυνατοτήτων, ενώ η εξαγωγή χαρακτηριστικών μετατρέπει τον αρχικό χώρο χαρακτηριστικών και λαμβάνει νέες πληροφορίες συνδυάζοντας χαρακτηριστικά. Για παράδειγμα, ο συνδυασμός αισθητήρων δόνησης σε ένα πραγματικό σύστημα, μπορεί να δώσει πληροφορίες σχετικά με τις περιβαλλοντικές συνθήκες. Η εξαγωγή χαρακτηριστικών μπορεί να είναι μια μη γραμμική διαδικασία, και έτσι τα αποτελέσματα δεν είναι αυτονόητα. Ένα πλεονέκτημα της εξαγωγής χαρακτηριστικών σε σχέση με την επιλογή χαρακτηριστικών είναι ότι ο χώρος χαρακτηριστικών μπορεί να μειωθεί σε πολύ μεγαλύτερο βαθμό (Liu et al., 2004).

6.2.1 Εξαγωγή χαρακτηριστικών από το πεδίο του χρόνου

Η διάγνωση αστοχιών μετράται αριθμητικά χρησιμοποιώντας χαρακτηριστικά των δεδομένων. Η διάγνωση μιας υπάρχουσας αστοχίας για τα περιστρεφόμενα εξαρτήματα επικεντρώνεται στα χαρακτηριστικά του πεδίου συχνοτήτων χρησιμοποιώντας π.χ. το μετασχηματισμό Fourier. Στο αρχικό στάδιο της ανάπτυξης των αστοχιών, η φθορά πιθανόν να μην είναι σημαντική και τα σήματα που προκαλούνται από αυτή μπορεί να καλυφθούν από το θόρυβο. Τα σήματα που παράγονται κατά την λειτουργία χωρίς αστοχία και με ύπαρξη φθοράς διαφέρουν ως προς τα στατιστικά χαρακτηριστικά τους στο χρονικό πεδίο. Επομένως η συνδυασμένη χρήση χαρακτηριστικών του πεδίου του χρόνου με άλλα πεδία μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια της διάγνωσης (Uday Kumar, Diego Galar, 2017).

Στην εικόνα 6.5 παρουσιάζονται ορισμένα χαρακτηριστικά του χρονικού πεδίου, που χρησιμοποιούνται συνήθως. Από αυτά, η κύρτωση είναι ένα σημαντικό και δημοφιλές χαρακτηριστικό, που χρησιμοποιείται για τη διάγνωση αστοχιών στις περιστρεφόμενες μηχανές. Ένα επίσης σημαντικό χαρακτηριστικό είναι η κατανομή βήτα, η οποία είναι μια ευέλικτη κατανομή και τα περισσότερα σήματα μπορούν να εκφραστούν μέσω αυτής. Δεδομένου ότι οι παράμετροι στην κατανομή βήτα για τα σήματα κανονικής και υπό αστοχία λειτουργίας ενός εξαρτήματος διαφέρουν, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη διάγνωση μιας αστοχίας (Heng R.B.W, Nor M.J.M, 1998).

Feature	Definition	Feature	Definition
1 Peak value	$Pv = (1/2)(\max(x_i) - \min(x_i))$	6 Clearance factor	$Crf = \frac{Pv}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{ x_i }\right)^2}$
2 RMS	$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i)^2}$	7 Impulse factor	$Inf = \frac{Pv}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i }$
3 Standard deviation	$Std = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$	8 Shape factor	$Shf = \frac{RMS}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i }$
4 Kurtosis Value	$Kv = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{RMS^4}$	9 Normal negative likelihood Value	$NNLV = -\ln L^i L = \prod_{i=1}^N f(x_i, \mu, \sigma)$
5 Crest factor	$Crf = Pv/RMS$	10 Beta Parameter	The parameters in beta function

Σχήμα 6.5 Συχνά Χρησιμοποιούμενα Χαρακτηριστικά του Πεδίου του Χρόνου (Fuqing Y, Kumar U, Galar D, 2011)

6.3 Επιλογή χαρακτηριστικών

Η επιλογή είναι μια κοινή και χρήσιμη τεχνική για τη μείωση του υπολογιστικού κόστους και την αύξηση της ακρίβειας. Όπως περιγράφηκε προηγουμένως μια επιλογή χαρακτηριστικών επιλέγει ένα υποσύνολο χαρακτηριστικών που καθορίζονται σε αντιπροσωπευτική βάση.

6.3.1 Βασικές Αρχές Επιλογής Χαρακτηριστικών

Ένας ορισμός της επιλογής χαρακτηριστικών είναι η διαδικασία επιλογής ενός υποσυνόλου σχετικών χαρακτηριστικών για χρήση στη δημιουργία προγνωστικού ή διαγνωστικού μοντέλου (Brownlee Jason, 2014).

Ο στόχος βελτίωσης της γενίκευσης, δηλαδή της απόδοσης του αλγορίθμου μάθησης όταν εισάγονται νέα δεδομένα, συχνά οδηγεί στη διαδικασία επιλογής χαρακτηριστικών, δηλαδή στην ανίχνευση των σχετικών χαρακτηριστικών και την απόρριψη των άσχετων. Η υπόψη επιλογή παρουσιάζει αρκετά πλεονεκτήματα, όπως:

- Βελτίωση της απόδοσης των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.
- Κατανόηση των δεδομένων, απόκτηση γνώσης της διαδικασίας και ενδεχομένως οπτικοποίηση αυτής.
- Περιορισμός των δεδομένων, περιορισμός των απαιτήσεων αποθήκευσης και πιθανή

συμβολή στη μείωση του κόστους.

- Δυνατότητα χρήσης απλούστερων μοντέλων και αλγορίθμων και αύξηση της ταχύτητας επεξεργασίας.

Οι Liu και Motoda προτείνουν μια ενοποιημένη άποψη της διαδικασίας επιλογής χαρακτηριστικών, η οποία περιλαμβάνει τα ακόλουθα στάδια (Liu H, Motoda H, 1998):

- Δημιουργία χαρακτηριστικών.
- Δημιουργία υποσυνόλου χαρακτηριστικών (ή στρατηγικής αναζήτησης).
- Ορισμός κριτηρίων αξιολόγησης (π.χ. δείκτης συνάφειας ή ακρίβεια πρόβλεψης) και
- Βαθμολόγηση κριτηρίων αξιολόγησης (ή μεθόδου αξιολόγησης).

Δύο κύρια μοντέλα ασχολούνται με την επιλογή χαρακτηριστικών: Οι μέθοδοι φίλτρων και οι μέθοδοι ενθυλάκωσης (Kohavi R, John G, 1997). Τα μοντέλα ενθυλάκωσης στοχεύουν στη βελτιστοποίηση ενός προγνωστικού δείκτη ως μέρος της διαδικασίας επιλογής, ενώ τα μοντέλα φίλτρων βασίζονται στα γενικά χαρακτηριστικά των δεδομένων εκπαίδευσης προκειμένου να επιλεγθούν χαρακτηριστικά ανεξάρτητα από οποιονδήποτε προγνωστικό δείκτη. Τα μοντέλα ενθυλάκωσης τείνουν να δίνουν καλύτερα αποτελέσματα, αλλά τα μοντέλα φίλτρων απαιτούν συνήθως μικρότερη υπολογιστική ισχύ. Όταν υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός χαρακτηριστικών, οι μέθοδοι φίλτρων είναι απαραίτητες, καθώς έχουν τη δυνατότητα να περιορίσουν τον αριθμό των χαρακτηριστικών, δημιουργώντας ένα μικρότερο σύνολο, το οποίο εν συνεχεία μπορεί να αντιμετωπιστεί από άλλη πιο ακριβή μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών (Sánchez N, Betanzos A, Tombilla M, 2007). Στην πραγματικότητα, αυτή είναι η βάση για τους πιο σύγχρονους υβριδικούς αλγορίθμους επιλογής χαρακτηριστικών. Αυτοί οι αλγόριθμοι προσπαθούν να εκμεταλλευτούν τα ισχυρά σημεία και των δύο προσεγγίσεων (Guyon I, Gunn S, Nikravesh M, Zadeh L.A, 2006). Ένα πρόβλημα είναι να προσδιοριστεί το φίλτρο που παρουσιάζει τον πιο σχετικό δείκτη για κάθε περίπτωση, καθώς αυτό δεν είναι εύκολο να βρεθεί. Οι πολλές διαφορετικές προσεγγίσεις για την αξιολόγηση της ακρίβειας οδηγούν σε μεγάλο αριθμό δεικτών κατάταξης (Guyon I, Gunn S, Nikravesh M, Zadeh L.A, 2006).

7 Επισήμανση δεδομένων

Η εποπτευόμενη μάθηση είναι η πιο κοινή τεχνική μάθησης για την ανίχνευση αποτυχιών και την προγνωστική συντήρηση. Για την εποπτευόμενη μάθηση όμως, απαιτούνται ιστορικά δεδομένα τα οποία θα πρέπει πρώτα να περάσουν από μια διαδικασία data labeling και ως εκ τούτου, η συγκεκριμένη μέθοδος μπορεί να δημιουργήσει σχέσεις μεταξύ του διανύσματος των μεταβλητών εισόδου και του αναμενόμενου αποτελέσματος.

Οι προηγούμενες ενότητες έδειξαν ότι δεν υπήρχε διαφορά μεταξύ της ανίχνευσης αστοχιών και μιας προγνωστικής προσέγγισης συντήρησης. Ωστόσο, αυτό αλλάζει με την επισήμανση δεδομένων και οι λόγοι θα συζητηθούν παρακάτω.

Στη βιβλιογραφία της προγνωστικής συντήρησης, υπάρχουν δύο διαφορετικοί τύποι τεχνικών επισήμανσης δεδομένων:

- Επισήμανση δεδομένων βάσει κατάστασης
- Υπολειπόμενη διάρκεια ζωής (RUL)

Η μηχανική μάθηση μπορεί να διακρίνεται σε 2 βασικές μεθοδολογίες: της ταξινόμησης και της παλινδρόμησης. Η ταξινόμηση είναι μια μέθοδος στην οποία μια μεταβλητή εξόδου λαμβάνει καθορισμένες διακριτές τιμές. Αντίθετα στην παλινδρόμηση μια μεταβλητή εξόδου λαμβάνει συνεχείς τιμές. Στην ανίχνευση αστοχιών και στην προγνωστική συντήρηση η τεχνική επισήμανσης δεδομένων που βασίζεται στην κατάσταση χρησιμοποιείται για την μεθοδολογία ταξινόμηση σε αντίθεση με την υπολειπόμενη εκτίμηση της διάρκειας ζωής το οποίο είναι ένα πρόβλημα που προσεγγίζεται με τη μέθοδο της παλινδρόμησης.

Οι ακόλουθες δύο ενότητες θα εξετάσουν τις 2 αυτές τεχνικές και την εφαρμογή τους, καθώς και τον ορισμό του παραθύρου πρόβλεψης, το οποίο είναι μια πολύ σημαντική μεταβλητή για τον προγραμματισμό δράσεων συντήρησης.

Ο πίνακας 6.1 παρουσιάζει μια επισκόπηση της τεχνικής επισήμανσης δεδομένων που χρησιμοποιείται στον ερευνητικό τομέα ανίχνευσης αστοχιών και προγνωστικής συντήρησης. Ο πίνακας δείχνει ότι οι περισσότερες προσεγγίσεις χρησιμοποιούν την κρατική τεχνική επισήμανσης δεδομένων. Αυτό το αποτέλεσμα αναμένεται επειδή η ανίχνευση τύπου αστοχίας μπορεί να πραγματοποιηθεί μόνο με μια τεχνική επισήμανσης δεδομένων με βάση την κατάσταση και για ένα σενάριο προβλέψιμης συντήρησης είναι ευκολότερο να αρχειοθετήσετε μια επαρκή

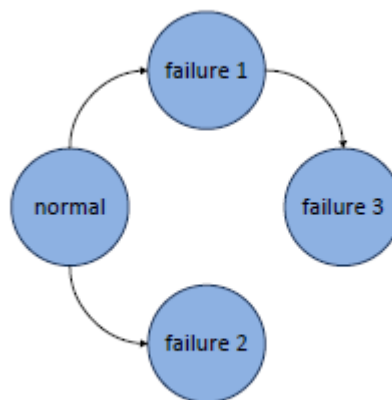
ακρίβεια με ταξινόμηση. Ο λόγος είναι ο πεπερασμένος αριθμός πιθανών τάξεων. Είναι πιο περίπλοκο να αρχειοθετήσετε μια καλή ακρίβεια για ένα πρόβλημα παλινδρόμησης για προγνωστική συντήρηση, επειδή ο χώρος λύσης είναι άπειρος και επομένως η διαδικασία υποβάθμισης πρέπει να γίνει καλύτερα κατανοητή.

7.1 Οδηγούμενη επισήμανση δεδομένων

Η τεχνική επισήμανσης δεδομένων με βάση την κατάσταση επισημαίνει τα ιστορικά δεδομένα σε διαφορετικές καταστάσεις. Υπάρχουν δύο διαφορετικοί τύποι καταστάσεων στην ανίχνευση αστοχίας και την προγνωστική συντήρηση:

- Τύπος αστοχίας
- Χρονική κατάσταση ζωής

Ένα στοιχείο μπορεί να έχει έναν ή περισσότερους τύπους αστοχίας. Ένας τύπος αποτυχίας μπορεί επίσης να εξαρτάται από μια αποτυχία που συνέβη πριν (βλ. Σχήμα 7.1).



Σχήμα 7.1 Ένα παράδειγμα μηχανής κατάστασης για ανίχνευση τύπου αστοχίας

Η χρονική κατάσταση ζωής διανέμεται συνήθως εξίσου κατά τη διάρκεια ζωής ενός στοιχείου. Μια ίση κατανομή τεσσάρων καταστάσεων της διάρκειας ζωής ενός στοιχείου απεικονίζεται στο σχήμα 7.2. Οι καταστάσεις τύπου αποτυχίας και διάρκειας ζωής μπορούν να συνδυαστούν σε ένα πιο περίπλοκο μοντέλο. Ένα τέτοιο μοντέλο δείχνει ποια αποτυχία μπορεί να συμβεί σε ποια

χρονικό σημείο της διάρκειας ζωής (Σχήμα 7.3), το οποίο θα μπορούσε να είναι χρήσιμο στον προγραμματισμό ενεργειών συντήρησης.

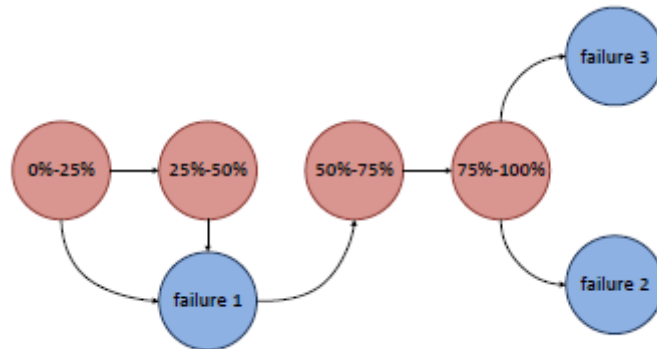


Σχήμα 7.2 Μηχανή κατάστασης για ένα εξάρτημα με ίσες κατανεμημένες καταστάσεις κατά τη διάρκεια του χρόνου. Τέτοιες μηχανές κατάστασης μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε ένα σενάριο πρόβλεψης συντήρησης

Σύμφωνα με πρόσφατη βιβλιογραφία κάθε τύπος αστοχίας πρέπει να εμφανίζεται στα ιστορικά δεδομένα και όσο πιο συχνά εμφανίζεται, τόσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα εξάλειψης των παραγόντων θορύβου και επίτευξης καλύτερης ακρίβειας. Το πρόβλημα είναι ότι οι αστοχίες, ιδίως στα περισσότερα σενάρια βλάβης και σενάρια πρόβλεψης συντήρησης, είναι συχνά δαπανηρές. Κατά συνέπεια, πολλά συστήματα πραγματικού κόσμου διατηρούνται με μια προληπτική τεχνική, όπου τα εξαρτήματα αντικαθίστανται μετά από προκαθορισμένο χρόνο, προτού συμβεί μια αστοχία. Δεν έχει σημασία αν το στοιχείο είναι κοντά σε αποτυχία ή όχι. Η ανίχνευση αστοχιών, χωρίς τον τύπο αστοχίας των ιστορικών δεδομένων, δεν είναι εύκολη και δεν αναφέρεται στη βιβλιογραφία. Ωστόσο, μπορεί να είναι χρήσιμο στην ανάλυση τύπων αστοχίας, αλλά μπορεί και να επηρεάσει άλλα εξαρτήματα και την υγιή τους κατάσταση. Η αναγκαιότητα καταγεγραμμένων αποτυχιών και η επιρροή τους σε άλλα στοιχεία θα μπορούσε να αποτελεί αντικείμενο μελλοντικής μελέτης.

Στην επισήμανση δεδομένων κατάστασης ζωής για προβλέψιμη συντήρηση, είναι απαραίτητο να κατηγοριοποιηθούν τα ιστορικά δεδομένα στις καταστάσεις διάρκειας ζωής που χρησιμοποιούνται. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, αυτές οι καταστάσεις κατανέμονται γενικά εξίσου κατά τη διάρκεια ζωής ενός στοιχείου. Υπάρχουν δύο ελάχιστοι αριθμοί καταστάσεων για προγνωστική συντήρηση (<100% και 100%). Σε αντίθεση με τις τρέχουσες μεθόδους ανίχνευσης τύπου αστοχίας, για λόγους πρόβλεπτικής συντήρησης είναι δυνατή η καταγραφή μόνο υγιών δεδομένων και όταν ένα παρατηρούμενο πραγματικό σύστημα αφήνει την υγιή κατάσταση, πρέπει να αποτύχει (Martin, Merger, 2010). Σε ένα προγνωστικό σενάριο συντήρησης, μια αποτυχημένη κατάσταση σημαίνει ότι η ανάλυση του στοιχείου και η διάρκεια ζωής είναι 100%. Αυτό σημαίνει ότι οι αστοχίες του στοιχείου που ενδέχεται να προκύψουν πριν δεν είναι ενδιαφέρουσες για ένα σενάριο προβλεπτικής συντήρησης.

Στην πρόσφατη βιβλιογραφία σχετικά με την ανίχνευση αστοχιών και την προγνωστική συντήρηση με τεχνικές μηχανικής εκμάθησης και επισήμανση δεδομένων με βάση την κατάσταση, η ακρίβεια της ταξινόμησης συνήθως αλλάζει και γίνεται καλύτερη στο τέλος της ωφέλιμης διάρκειας ζωής ενός στοιχείου. Ο λόγος για αυτό είναι ότι κατά τη διάρκεια ζωής ενός στοιχείου, συμβαίνουν συχνά γεγονότα που σχετίζονται με την κατάσταση υποβάθμισης και τέτοια γεγονότα συμβαίνουν ειδικά στο τέλος της ωφέλιμης ζωής.



Σχήμα 7.3 Ένας συνδυασμός κατανομών καταστάσεων κατά τη διάρκεια ζωής και τους τύπους αστοχίας

7.2 Υπολειπόμενη διάρκεια ζωής

Η υπολειπόμενη χρήσιμη πρόβλεψη διάρκειας ζωής είναι ένα πρόβλημα παλινδρόμησης που σχετίζεται μόνο με σενάρια προβλεπτικής συντήρησης, επειδή επιστρέφει μία συνεχή τιμή, η οποία αντιπροσωπεύει την υπόλοιπη χρήσιμη διάρκεια ζωής και όχι τον τύπο βλάβης. Υπάρχουν διαφορετικοί τρόποι για την εκτίμηση της υπολειπόμενης ωφέλιμης ζωής. Είναι δυνατόν να υπολογιστεί με μια τεχνική επισήμανσης δεδομένων που βασίζεται στην κατάσταση (Qinming Liu, Ming Dong, 2012). Είναι επίσης δυνατό να υπολογιστεί χρησιμοποιώντας στατιστικές προσεγγίσεις (Sheng et al., 2013).

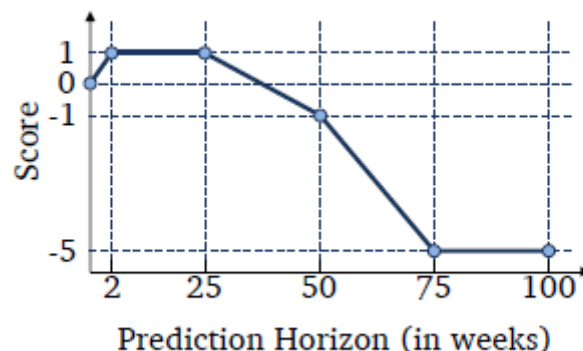
Η ακρίβεια των προσεγγίσεων μηχανικής μάθησης με τεχνικές επισήμανσης δεδομένων που βασίζονται στην κατάσταση είναι συνήθως υψηλότερη από ό, τι στην εκτίμηση της υπολειπόμενης ωφέλιμης ζωής. Αυτό συμβαίνει γιατί για μια συνεχή εκτίμηση, είναι ευκολότερο να ταξινομηθεί η υπολειπόμενη διάρκεια ζωής σε διακριτό αριθμό καταστάσεων, συνήθως όχι περισσότερο από δέκα. Επιπλέον, η βιβλιογραφία δείχνει ότι όσο πιο κοντά είναι το σύστημα στην αποτυχία, τόσο

μεγαλύτερη είναι η ακρίβεια. Αυτό θα μπορούσε να είναι σχετικό με το παράθυρο πρόβλεψης, που αναλύεται παρακάτω.

7.3 Παράθυρο πρόβλεψης

Ένα παράθυρο πρόβλεψης καθορίζει τον χρόνο πριν από την αποτυχία του συστήματος και έτσι μπορεί το σύστημα μας να γνωρίζει πότε είναι έτοιμο να αποτύχει. Επομένως, υπάρχουν δύο τρόποι για να οριστεί ένα παράθυρο πρόβλεψης:

- Το παράθυρο πρόβλεψης ορίζεται σε σχέση με το χρόνο που απαιτείται για τον προγραμματισμό της επισκευής.
- Το παράθυρο πρόβλεψης ορίζεται σε σχέση με τη δυνατότητα αναγνώρισης μιας αποτυχίας συστήματος.



Σχήμα 7.4 Λειτουργία βαθμολογίας για την αξιολόγηση των κανόνων ταξινόμησης

Για να υλοποιηθούν οι παραπάνω 2 απαιτήσεις ορίζεται μια συνάρτηση βαθμολογίας που όχι μόνο βαθμολογεί την ακρίβεια, αλλά και τον ορίζοντα πρόβλεψης. Η προσέγγιση δημιουργεί ένα σύστημα βασισμένο σε κανόνες με δύο καταστάσεις (υγιή και ελαττωματικά). Για την αξιολόγηση των παραγόμενων κανόνων όσον αφορά τον ορίζοντα πρόβλεψης το Σχήμα 7.4 (Nowaczyk, 2013) δείχνει τη γραφική παράσταση της συνάρτησης που παράγει τη βαθμολογία. Ο προτιμώμενος χρόνος για την έκδοση της προειδοποίησης είναι μεταξύ 2 και 25 εβδομάδων πριν προκύψει το σφάλμα. Λιγότερο από αυτό σημαίνει ότι η λειτουργία αντικατάστασης ενδέχεται να μην είναι δυνατή στον προγραμματισμό. Μεγαλύτερο σημαίνει ότι το κόστος είναι υψηλό για προβλεπτική συντήρηση, επειδή το στοιχείο είναι ακόμα λειτουργικό. Έτσι ορίζεται ένας πίνακας κόστους για

το χρόνο που έχει νόημα να επισκευάσει ή να αλλάξει ένα στοιχείο (Mehta, 2013). Σε αυτό τον πίνακα κόστους, η εσφαλμένη ταξινόμηση μιας ασφαλούς κατάστασης είναι πολύ πιο σοβαρή από την εσφαλμένη κατάταξη μιας μη ασφαλούς κατάστασης.

8 Μηχανική Μάθηση

Η μηχανική μάθηση περιλαμβάνει τον προγραμματισμό ενός υπολογιστή για την αξιολόγηση δεδομένων σχετικά με τα δείγματα που δίνονται ή / και την εμπειρία των εμπειρογνομώνων του τομέα. Μια προσέγγιση μηχανικής μάθησης προσπαθεί να προσδιορίσει τη σχέση μεταξύ ενός διανύσματος εισόδου και ενός αποτελέσματος. Ο αλγόριθμος μηχανικής εκμάθησης πρέπει να βελτιστοποιήσει την παράμετρο του μοντέλου του.

Τα τελευταία χρόνια, η μηχανική μάθηση έχει γίνει όλο και πιο σημαντική στην επιστήμη των υπολογιστών, επειδή τα δεδομένα θα μπορούσαν να συλλεχθούν και να αποθηκευτούν πολύ πιο εύκολα. Τα δεδομένα που συλλέγονται είναι συνήθως τόσο εκτεταμένα που δεν είναι πρακτικό να αναλύονται τα δεδομένα με μη αυτόματο τρόπο. Σε ένα τέτοιο σενάριο, η τεχνική μηχανικής μάθησης παίζει βασικό ρόλο.

Ένας άλλος λόγος για την αυξανόμενη δημοτικότητα της μηχανικής μάθησης είναι η μείωση του υπολογιστικού κόστους. Με την εξέλιξη του hardware τα τελευταία χρόνια, η χρήση προσεγγίσεων μηχανικής μάθησης έχει καταστεί αποτελεσματική τόσο σε χρόνο όσο και σε χρήμα, ειδικά για ανίχνευση αστοχιών και προγνωστική συντήρηση.

Όπως συζητήθηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο, οι παρακάτω διαδικασίες είναι σημαντικές για τη λήψη αποτελεσμάτων από τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης: ο τύπος της τεχνικής μάθησης, η ποιότητα των χαρακτηριστικών εισαγωγής και στην περίπτωση της εποπτευόμενης μάθησης, η τεχνική επισήμανσης. Αυτή η ενότητα εξετάζει τις μεθόδους ανάλυσης που βασίζονται σε τεχνικές μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη και την ανάλυση αποτυχιών σε ένα πραγματικό σύστημα. Οι τεχνικές που εξετάστηκαν έχουν χρησιμοποιηθεί στην πρόσφατη βιβλιογραφία ανίχνευσης τύπου αστοχίας και προγνωστικής συντήρησης. Οι τεχνικές που εξετάστηκαν χωρίζονται σε δύο κατηγορίες:

- Παραμετρικές προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης
- Μη παραμετρικές προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης

8.1 Παραμετρική Μάθηση

Σε μια διαδικασία στατιστικών συμπερασμάτων, η απόφαση λαμβάνεται με βάση τις πληροφορίες που λαμβάνονται από ένα δείγμα. Μια παραμετρική προσέγγιση κάνει την υπόθεση, ότι τα δείγματα διανέμονται σε ένα γνωστό μοντέλο, για παράδειγμα σε μια κατανομή Gauss. Το πλεονέκτημα μιας τέτοιας παραμετρικής προσέγγισης είναι ότι το μοντέλο βασίζεται σε λίγες παραμέτρους, όπως η μέση τιμή ή η διακύμανση, τα λεγόμενα ικανοποιητικά στατιστικά στοιχεία κατανομής. Η προσέγγιση μηχανικής εκμάθησης εκτιμά τις παραμέτρους σε σχέση με τα δοθέντα δείγματα και κάνει την υπόθεση, ότι αυτή η κατανομή ισχύει για όλα τα δεδομένα. Η διανομή αποτελεί τη βάση των αποφάσεων που λαμβάνονται από την προσέγγιση μηχανικής μάθησης.

Μια παραμετρική προσέγγιση υπολογίζει μια απόφαση γρηγορότερα από μια μη παραμετρική προσέγγιση, αλλά χρειάζεται ακριβείς υποθέσεις για την κατανομή για να επιτευχθεί ένα καλό αποτέλεσμα. Εάν ο ισχυρισμός σχετικά με τις παραμέτρους δεν είναι ακριβής, το αποτέλεσμα φαίνεται να ερμηνεύεται αυθαίρετα. Στα ακόλουθα τρία παραμετρικά παραδείγματα, θα συζητηθεί η γραμμική ανάλυση διακρίσεων, τα δίκτυα Bayesian και το κρυφό ημι-Markov μοντέλο. Αυτές είναι οι μόνες τρεις παραμετρικές προσεγγίσεις που χρησιμοποιούνται στη σχετική βιβλιογραφία.

8.1.1 Γραμμική ανάλυση διακρίσεων

Η ανάλυση γραμμικής διάκρισης είναι μια μέθοδος για μείωση διαστάσεων και ταξινόμηση. Η τεχνική γραμμικής εξαρτώμενης μείωσης διαστάσεων με τη διακριτική λειτουργία μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για εξαγωγή χαρακτηριστικών όπως είδαμε σε προηγούμενο κεφάλαιο.

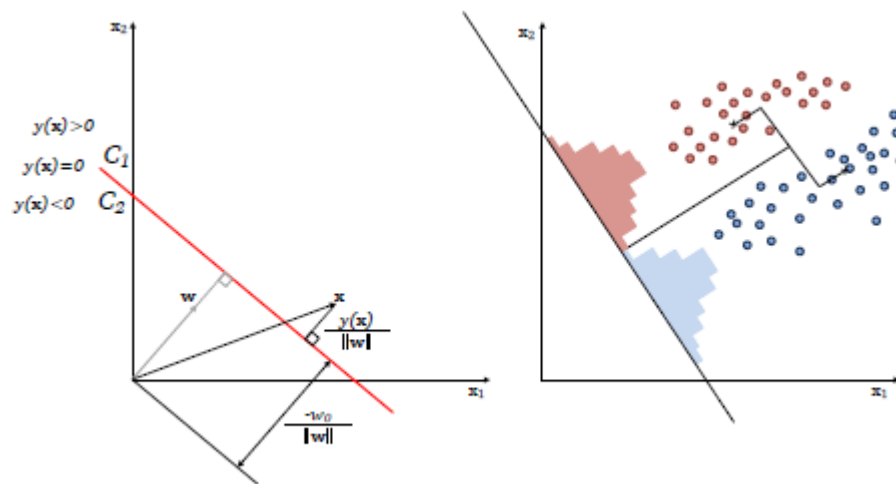
Η απλούστερη αναπαράσταση μιας γραμμικής διακριτικής ανάλυσης είναι η γραμμική συνάρτηση:

$$y(x) = w^T x + w_0 \quad (1)$$

που x είναι ο φορέας εισόδου w^T είναι ένας σταθμισμένος φορέας και το w_0 είναι μια μεροληψία. Για έναν δυαδικό ταξινομητή με τις κατηγορίες $C1$ και $C2$, μια ταξινόμηση του διανύσματος εισόδου x θα είναι $C1$ εάν $y(x) \neq 0$, διαφορετικά $C2$. Η προβολή από x σε w^T είναι μια διαστατική μείωση από d σε 1. Ο φορέας w είναι ορθογώνιος σε κάθε φορέα που βρίσκεται στην επιφάνεια απόφασης. Ομοίως, εάν $y(x) = 0$, αυτό σημαίνει ότι το x είναι ένα σημείο στην επιφάνεια απόφασης, η κανονική απόσταση από την αρχή έως την επιφάνεια απόφασης εκφράζεται με

$$\frac{w^T x}{\|w\|} = -\frac{w_0}{\|w\|} \quad (2)$$

Η εικόνα στα αριστερά Σχήμα 8.1 δείχνει τη γεωμετρία για μια δισδιάστατη διακριτική συνάρτηση σε δύο διαστάσεις. Η επιφάνεια απόφασης, που εμφανίζεται με κόκκινο χρώμα, είναι κάθετη στο w , και η μετατόπισή της από την αρχή ελέγχεται από την παράμετρο προκατάληψης w_0 . Επίσης, η υπογεγραμμένη ορθογώνια απόσταση ενός γενικού σημείου x από την επιφάνεια απόφασης δίνεται από το $y(x)$ (Bishop, 2006).



Σχήμα 8.1 Μια απεικόνιση μιας συνάρτησης με διακρίσεις σε δύο διαστάσεις (αριστερά) και μια γραφική παράσταση στα δεξιά, η οποία δειγματίζει δύο κατηγορίες (κόκκινο και μπλε) χρησιμοποιώντας το γραμμικό διακριτικό Fisher.

Ο καλύτερος τρόπος για να χειριστείτε έναν ταξινομητή με περισσότερες από δύο τάξεις είναι να ορίσετε k γραμμικές λειτουργίες για τάξεις k

$$y_k(x) = w_k^T x + w_{k0} \quad (3)$$

ένα διάνυσμα x θα αντιστοιχιστεί σε μια τάξη C_k εάν

$$y_k(x) > y_j(x) \quad \forall j \neq k \quad (4)$$

Ο γραμμικός διαχωριστής του Fisher μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον ορισμό ενός σταθμισμένου διανύσματος w^T που μεγιστοποιεί τον διαχωρισμό τάξης. Εάν μια κλάση C_1 έχει σημεία N_1 και το C_2 έχει σημεία N_2 , ο μέσος φορέας των C_1 και C_2 μπορεί να εκφραστεί ως

$$m_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{n \in C_1} x_n, \quad m_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{n \in C_2} x_n \quad (5)$$

Η ιδέα είναι να επιλέξετε w για μεγιστοποίηση

$$m_1 - m_2 = w^T(m_1 - m_2) \quad (6)$$

όπου

$$m_k = w^T m_k \quad (7)$$

Όπως περιγράφεται στην εξίσωση (1) όταν ένας φορέας μετατρέπει το x σε ένα διάστημα μίας διάστασης y , η διακύμανση των μετασχηματισμένων δεδομένων από την κλάση C_k μπορεί να εκφραστεί ως

$$s_k^2 = \sum_{n \in C_k} (y_n - m_k)^2 \quad (8)$$

όπου $y_n = w^T x_n$. Για να διαχωρίσετε τις δύο κατηγορίες μεταξύ τους, η μέση τιμή μετά από έναν μετασχηματισμό θα πρέπει να έχει μια όσο το δυνατόν μεγαλύτερη απόσταση, έχοντας μια μικρή διακύμανση. Επομένως, μια υψηλή τιμή για $|m_1 - m_2|$ και μια χαμηλή τιμή για το $s_1^2 + s_2^2$ είναι επιθυμητή. Το κριτήριο Φίσερ μεγιστοποιεί το w για να εκπληρώσει τον καθορισμένο ορισμό με

$$J(w) = \frac{(m_1 - m_2)^2}{s_1^2 + s_2^2} \quad (9)$$

Χρησιμοποιώντας την Εξίσωση (1), Εξίσωση (7) και Εξίσωση (8) το κριτήριο Fisher μπορεί να γραφτεί ξανά ως

$$J(w) = \frac{w^T S_B w}{w^T S_W w} \quad (10)$$

όπου S_B είναι ο πίνακας συνδιακύμανσης μεταξύ κατηγορίας που ορίζεται ως

$$S_B = (m_2 - m_1)(m_2 - m_1)^T \quad (11)$$

και το S_W είναι ο πίνακας συνδιακύμανσης εντός της τάξης, εκφραζόμενος σε

$$S_W = \sum_{n \in C_1} (x_n - m_1)(x_n - m_1)^T + \sum_{n \in C_2} (x_n - m_2)(x_n - m_2)^T \quad (12)$$

Διαφορίζοντας την Εξίσωση (10) σε σχέση με το w , το $J(w)$ μεγιστοποιείται όταν

$$(w^T S_B w) S_w w = (w^T S_W w) S_B w \quad (13)$$

Όπου $(\beta^T S_B w)$ και $(w^T S_W w)$ είναι κλιματικοί παράγοντες. Έτσι, αυτοί οι παράγοντες δεν παρέχουν πληροφορίες σχετικά με την κατεύθυνση του w και μπορούν να πέσουν. Η Εξίσωση (13) μπορεί να πολλαπλασιάσει και τις δύο πλευρές με S^{-1} , έτσι το αποτέλεσμα της γραμμικής διάκρισης Fisher μπορεί να εκφραστεί ως

$$w = S_w^{-1}(m_2 - m_1) \quad (14)$$

Η δεξιά πλευρά της Εξίσωσης (14) δείχνει τη διακύμανση της μέσης τιμής και τη γραμμική διάκριση Fisher ενός παραδείγματος προβλήματος διαχωρισμού. Το δεξί τμήμα του σχήματος 8.1 δείχνει ένα παράδειγμα δύο κατηγοριών (απεικονίζεται με κόκκινο και μπλε), μαζί με το ιστόγραμμα που προκύπτει από μια προβολή στη γραμμή, ενώνοντας τα μέσα της τάξης χρησιμοποιώντας τη γραμμική διάκριση Fisher (Bishop, 2006). Η ανάλυση γραμμικής διάκρισης είναι μια εύκολη και χρήσιμη τεχνική ταξινόμησης, όταν οι τάξεις μπορούν να διαχωριστούν γραμμικά μεταξύ τους. Είναι επίσης χρήσιμο για εξαγωγή χαρακτηριστικών κατά τη μετατροπή ενός συνόλου χαρακτηριστικών x σε μονοδιάστατο χαρακτηριστικό $y(x)$. Ένα από τα μειονεκτήματά της είναι η δημιουργία ενός σταθμισμένου διανύσματος, το οποίο είναι δύσκολο, επειδή χρειάζεται μια γραμμική εξάρτηση μεταξύ τους, και αυτό δεν δίνεται αυτόματα σε συστήματα πραγματικού κόσμου. Ωστόσο, είναι δυνατόν να έχουμε τέτοιες γραμμικές εξαρτήσεις στα δεδομένα από ένα σύστημα απόκτησης δεδομένων.

8.1.2 Δίκτυα Bayesian

Ένα δίκτυο Bayesian είναι μια διαγραμματική αναπαράσταση των κατανομών πιθανότητας. Έχει πολλές χρήσιμες ιδιότητες:

- Οπτικοποίηση της δομής ενός πιθανοτικού μοντέλου
- Οι ιδιότητες εξάρτησης μπορούν να ληφθούν υπό όρους με επιθεώρηση του μοντέλου
- Οι σύνθετοι υπολογισμοί μπορούν να εκφραστούν σε όρους γραφικών χειρισμών

Ένα δίκτυο Bayesian μπορεί να αναπαρασταθεί ως κατευθυνόμενο μη κυκλικό γράφημα, όπου κάθε κόμβος στο γράφημα αντιπροσωπεύει μια μεταβλητή. Το Σχήμα 8.2 δείχνει ένα παράδειγμα γραφήματος που αντιπροσωπεύει ένα δίκτυο Bayesian με έξι τυχαίες μεταβλητές. Η κατανομή πιθανότητας του συνδυασμού αυτών των τυχαίων μεταβλητών ονομάζεται κοινή κατανομή. Η κοινή κατανομή του παραδείγματος δίνεται από την παρακάτω εξίσωση:

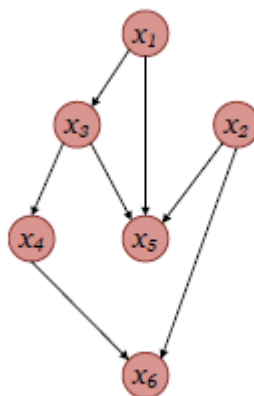
$$p(x_1)p(x_2)p(x_3|x_1)p(x_4|x_3)p(x_5|x_1, x_2, x_3)p(x_6|x_2, x_4) \quad (15)$$

Για ένα γράφημα με κόμβους k , η κοινή κατανομή μπορεί γενικά να εκφραστεί ως

$$p(x) = \prod_{k=1}^K p(x_k|pa_k) \quad (16)$$

όπου pa_k είναι οι γονικοί κόμβοι του x_k . Οι πιθανότητες $p(x_k|pa_k)$ των πιθανών συνδυασμών μπορούν να αναφερθούν σε έναν πίνακα πιθανότητας υπό όρους.

Ένα δίκτυο Bayesian, υπάρχει ως δομή ενός δικτύου και επομένως δεν είναι απαραίτητο να αναφέρουμε τις υπό όρους ανεξαρτησίες. Είναι απαραίτητο μόνο να υπολογιστεί η πιθανότητα υπό όρους σε κάθε κόμβο. Επίσης μπορείτε να δημιουργήσετε μια δομή δικτύου με ανεξάρτητες προϋποθέσεις και μια υπό όρους πιθανότητα σε κάθε κόμβο.



Σχήμα 8.2 Ένα παράδειγμα δικτύου Bayesian

Για ανίχνευση τύπου αστοχίας και προγνωστική συντήρηση, τέτοια προσέγγιση είναι χρήσιμη για την ανίχνευση κατάστασης με την εποπτευόμενη τεχνική μάθησης (Wu et al., 2012). Οι ετικέτες των ιστορικών δεδομένων περιέχουν τις καταστάσεις που αντιπροσωπεύονται σε ένα Bayesian δίκτυο από μεταβλητές και κόμβους. Επιλέγεται η κατάσταση με την υψηλότερη πιθανότητα για ένα δεδομένο φορέα εισόδου. Μια υπολειμματική εκτίμηση της διάρκειας ζωής μπορεί να

καθοριστεί όταν η διάρκεια σε κάθε κατάσταση εξετάζεται και αξιολογείται (Qinming Liu, Ming Dong, 2012).

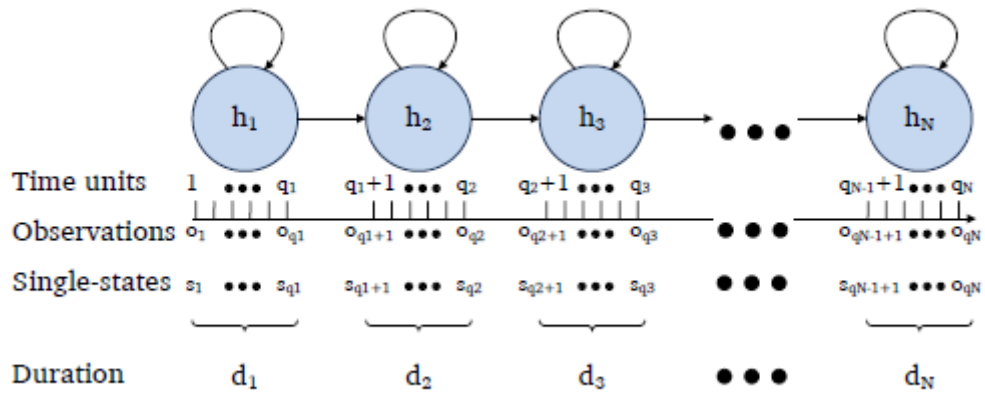
8.1.3 Κρυφό μοντέλο ημι-Markov

Ένα κρυφό ημι-Markov μοντέλο είναι μια επέκταση των κρυφών μοντέλων Markov (Burks et al., 2000). Ένα κρυφό μοντέλο Markov (Rabiner, 1986) υποθέτει ότι το πραγματικό σύστημα που διαμορφώνεται είναι αλυσίδα Markov (Durrett, 2010) με μη παρατηρημένες (κρυφές) καταστάσεις και μεταβάσεις από τη μία κατάσταση στην άλλη.

Ένα κρυφό ημι-Markov μοντέλο επιτρέπει στην υποκείμενη διαδικασία να είναι ημι-Markov αλυσίδα με διάρκεια για κάθε κατάσταση. Ένα κρυφό ημι-Markov μοντέλο μπορεί να χρησιμοποιήσει μια παραμετρική ή μη παραμετρική οικογένεια διανομής για τη διάρκεια της κατάστασης. Η επιλογή της οικογένειας διανομής για τη διάρκεια της κατάστασης είναι κεντρική για τη χρήση του κρυφού μοντέλου ημι-Markov (Shun-Zheng Yu, 2010). Σε σενάρια ανίχνευσης τύπου αποτυχίας και σενάρια πρόβλεψης συντήρησης, προτιμάται το παραμετρικό κρυφό ημι-Markov μοντέλο, επειδή η υπολογιστική προσπάθεια ενός μη παραμετρικού κρυφού ημι-Markov μοντέλου είναι πολύ υψηλότερη από ό, τι με την παραμετρική προσέγγιση (Ming Dong, David He, 2007).

Η διάρκεια της κατάστασης υγείας μετράται σε μονάδες χρόνου, οι οποίες μπορούν να αναπαρασταθούν ως χρόνος χρήσης, κύκλοι εργασίας, συντήρηση διαστήματα, κ.λπ. Μια μονάδα χρόνου εξαρτάται από τις παρατηρήσεις του πραγματικού συστήματος, που αντιπροσωπεύουν μια μόνο κατάσταση. Μια μεταβλητή ποσότητα μεμονωμένων καταστάσεων συνδυάζεται με μια κατάσταση στο κρυφό μοντέλο ημι-Markov. Η φύση αυτών των μοντέλων είναι μια προσέγγιση τύπου κατάστασης και ένα παράδειγμα περιγράφεται στο Σχήμα 8.3.

Πρόγνωση της υπολειπόμενης ωφέλιμης ζωής (βλ. Ενότητα 6.2) είναι επίσης δυνατή με ένα κρυφό ημι-Μάρκο μοντέλο, και περιγράφεται στο έργο των Ming Dong και David He (2007).



Σχήμα 8.3 Ένα παράδειγμα ενός κρυφού μοντέλου ημι-Markov, όπου οι μπλε κύκλοι είναι καταστάσεις του μοντέλου. Τα μαύρα βέλη είναι οι μεταβάσεις μεταξύ των καταστάσεων. Κάθε κατάσταση έχει τη δική της διάρκεια (d_1, \dots, d_n) των μονάδων χρόνου ($1, \dots, q_n$). Αυτές οι μονάδες χρόνου είναι παρατηρήσεις του πραγματικού συστήματος (o_1, \dots, o_{qN}) και κάθε παρατήρηση αντιπροσωπεύει μία μόνο κατάσταση (s_1, \dots, s_{qN})

8.2 Μη παραμετρική Μάθηση

Στην προηγούμενη ενότητα συζητήθηκαν οι παραμετρικές προσεγγίσεις μηχανικής εκμάθησης που υπολογίζουν τα ικανοποιητικά στατιστικά στοιχεία μιας διαδικασίας. Μια τέτοια προσέγγιση υπολογίζει μια απόφαση γρηγορότερα, και εάν οι εκτιμώμενες παράμετροι είναι σωστές, τα αποτελέσματα της παραμετρικής προσέγγισης είναι καλά.

Μια διαδικασία που δεν έχει εκτιμηθεί ικανοποιητικά στατιστικά δεν μπορεί να υποβληθεί σε επεξεργασία με μια παραμετρική τεχνική μηχανικής εκμάθησης με οποιοδήποτε καλό αποτέλεσμα. Σε αυτήν την περίπτωση, χρησιμοποιούνται οι μη παραμετρικές τεχνικές μηχανικής εκμάθησης. Αυτές οι τεχνικές βασίζονται στην υπόθεση ότι οι είσοδοι που είναι κοντά η μία στην άλλη πρέπει να έχουν τα ίδια αποτελέσματα. Η διαφορά μεταξύ τέτοιων τεχνικών σχετίζεται με τον ορισμό του "γείτονα".

Ορισμένες από τις μη παραμετρικές τεχνικές μηχανικής εκμάθησης που χρησιμοποιήθηκαν στην πρόσφατη βιβλιογραφία σχετικά με την ανίχνευση τύπου αποτυχίας και την προγνωστική συντήρηση θα συζητηθούν στις επόμενες ενότητες.

Το αποτέλεσμα της διερεύνησης της πρόσφατης βιβλιογραφίας δείχνει ότι οι μη παραμετρικές τεχνικές μηχανικής μάθησης έχουν πιο σταθερά αποτελέσματα από τις παραμετρικές τεχνικές μηχανικής μάθησης. Ένας πιθανός λόγος για αυτό συζητείται παραπάνω, δηλαδή ότι τα στατιστικά

στοιχεία που ικανοποιούν τη διαδικασία ανίχνευσης τύπου αποτυχίας και τη διαδικασία πρόβλεψης συντήρησης είναι πολύ δύσκολο να εκτιμηθούν ακριβώς επειδή τα περισσότερα συστήματα πραγματικού κόσμου είναι μη γραμμικά και συχνά σχετίζονται με αβεβαιότητες, λόγω θορύβου, αβέβαιων φυσικών παραμέτρων ή ελλιπούς γνώσης ((Ackermann et al., 1993),(Wolfgang Reinelt, Lennart Ljung, 2003) και (Rolf Isermann, Marco Münchhof, 2010)).

8.2.1 Συστήματα που βασίζονται σε κανόνες πεποίθησης

Μια επέκταση των παραδοσιακών συστημάτων βάσει κανόνα IF-THEN-ELSE είναι συστήματα βασισμένα σε κανόνες πεποίθησης, τα οποία είναι ικανά να συλλάβουν περίπλοκες μη γραμμικές αιτιώδεις σχέσεις μεταξύ των προηγούμενων χαρακτηριστικών και των συνεπειών (Chen et al., 2013). Η τεχνική μηχανικής εκμάθησης που βασίζεται σε κανόνες πεποίθησης μπορεί να χρησιμοποιήσει τις πληροφορίες από έναν ειδικό τομέα και ιστορικά δεδομένα για να δημιουργήσει μια μη γραμμική σχέση μεταξύ των χαρακτηριστικών και μιας σχετικής συνέπειας. Λόγω της συνδυασμένης τεχνικής μάθησης, ένα τέτοιο μοντέλο συγκλίνει γρήγορα και ο χρόνος εκπαίδευσης είναι μικρός.

Ένα σύστημα βασισμένο σε κανόνες πεποίθησης σε ένα σενάριο προβλεπτικής συντήρησης συλλαμβάνει μια μεταβλητή x στο χρόνο t και κάνει μια παραδοχή για το x στο χρόνο $t + 1$. Ένας κανόνας πεποίθησης μπορεί να κατασκευαστεί ως εξής:

$$R_k : \text{If } x(t) \text{ is } D_k$$

$$\text{Then } x(t + 1) \text{ is } \{(D_1, \beta_{1,k}), \dots, (D_N, \beta_{N,k})\} \quad (17)$$

Όπου R_k υποδηλώνει τον κανόνα k_{th} πεποίθησης του συστήματος που βασίζεται σε κανόνες πίστης. $X(t)$ είναι η τιμή της μεταβλητής x στο χρόνο t . $X(t + 1)$ είναι η τιμή της μεταβλητής x στο χρόνο $t + 1$ που πρέπει να προβλεφθεί από τον κανόνα της πεποίθησης.

Ένας κανόνας, όπως περιγράφεται στο Εξίσωση (17) για ανίχνευση τύπου αστοχίας ή πρόβλημα προβλεπτικής συντήρησης, μπορεί να δημιουργηθεί ως εξής:

1. Εξαγωγή κανόνων πεποιθήσεων από γνώσεις εμπειρογνομώνων
2. Εξαγωγή κανόνων πεποιθήσεων με εξέταση ιστορικών δεδομένων
3. Χρήση των προηγούμενων βάσεων κανόνων πεποιθήσεων εάν υπάρχουν

Αυτές οι επιλογές που περιγράφονται παραπάνω συνδυάζονται ως επί το πλείστον σε ένα σενάριο ανίχνευσης τύπου αποτυχίας και προβλεπτικής συντήρησης ως εξής: Ένας ειδικός καθορίζει την πρώτη έκδοση των κανόνων πεποιθήσεως, οι οποίοι βελτιώνονται εξετάζοντας τα ιστορικά δεδομένα και τις προηγούμενες αποφάσεις.

8.2.2 Μοντέλα δέντρων απόφασης

Τα μοντέλα δέντρων αποφάσεων σχετίζονται πολύ με το σύστημα που βασίζεται στον κανόνα πεποιθήσεων. Ως δέντρο αποφάσεων μπορεί να θεωρηθεί ένα σύνολο μη αλληλεπικαλυπτόμενων κανόνων (Charu C. Aggarwal, 2014). Το Σχήμα 8.4 δείχνει ένα παράδειγμα δέντρου αποφάσεων. Υπάρχουν τρεις μεταβλητές που ελέγχονται (X_1 , X_2 και X_3). Μια έλλειψη αντιπροσωπεύει έναν κανόνα του παραδείγματος συστήματος. Το αποτέλεσμα του κανόνα που περιγράφεται στα βέλη και τα φύλλα απεικονίζουν το αποτέλεσμα του δέντρου αποφάσεων.

Όλοι οι αλγόριθμοι μηχανικής εκμάθησης βάσει δένδρων αποφάσεων που αναφέρονται για την ανίχνευση αποτυχιών και την προγνωστική συντήρηση ακολουθούν δύο βήματα για τη δημιουργία του δέντρου:

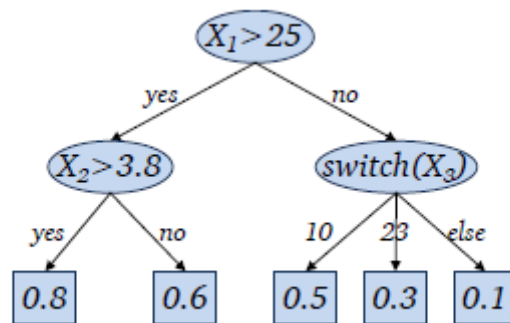
- Δημιουργία δέντρου αποφάσεων μαθαίνοντας με την εποπτευόμενη τεχνική μάθησης
- Κλάδεμα του δέντρου αποφάσεων

Σε ορισμένους αλγόριθμους, και τα δύο βήματα γίνονται ταυτόχρονα. Οι πιο δημοφιλείς αλγόριθμοι μάθησης βάσει δένδρων αποφάσεων είναι το C4.5 (Ross Quinlan, 1996) και C5.0 (Bujlow et al., 2012). Το C5.0 είναι μια ενημέρωση του C4.5, και προσφέρει τα πλεονεκτήματα της υψηλής καθαρότητας, της υψηλής ταχύτητας υπολογιστών και της εξαιρετικής αποτελεσματικότητας στη χρήση της μνήμης. Νέες δυνατότητες, όπως ενίσχυση και μεταβλητό κόστος εσφαλμένης ταξινόμησης, εφαρμόζονται στο C5.0.

Οι τεχνικές μηχανικής εκμάθησης βάσει δένδρων αποφάσεων χρησιμοποιούνται συχνά για ανίχνευση τύπου αστοχίας και προγνωστική συντήρηση, αλλά μόνο για την ταξινόμηση της κατάστασης του πραγματικού συστήματος και όχι για υποβάθμιση της υπολειπόμενης ωφέλιμης ζωής. Ο λόγος είναι ότι ένα δέντρο αποφάσεων μπορεί να έχει μόνο έναν πεπερασμένο αριθμό φύλλων, τα οποία αντιπροσωπεύουν τα πιθανά αποτελέσματα. Επειδή ο αριθμός τους είναι πεπερασμένος, δεν είναι δυνατόν να εκτιμηθούν οι συνεχείς τιμές.

Καμία προσέγγιση δεν συνδυάζει την ανίχνευση τύπου αστοχίας και την προγνωστική συντήρηση σε ένα δέντρο αποφάσεων στην τρέχουσα έρευνα. Ο Shu-Guang He (2013) έχει εφαρμόσει δύο δέντρα αποφάσεων: ένα δέντρο αποφάσεων που προσδιορίζει την κατάσταση του συστήματος καθώς και οποιαδήποτε αποτυχία στο εγγύς μέλλον και ένα δέντρο που προσδιορίζει τον τύπο των επερχόμενων αποτυχιών.

Ένα δέντρο αποφάσεων μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για την επιλογή χαρακτηριστικών. Ο ίδιος ερευνητής χρησιμοποιεί τους προκύπτοντες κανόνες ενός τέτοιου αλγορίθμου για να προσδιορίσει τις πιο χρησιμοποιούμενες λειτουργίες, με τις οποίες εκπαιδεύεται ένα νευρωνικό δίκτυο. Το αποτέλεσμα δείχνει μια πολύ καλύτερη απόδοση όσον αφορά την ακρίβεια και το υπολογιστικό κόστος.



Σχήμα 8.4 Ένα παράδειγμα δέντρου αποφάσεων

8.2.3 Τυχαίο δάσος

Τα τυχαία δάση πρόκειται για μία συλλογή των δέντρων αποφάσεων. Ο αλγόριθμος παλινδρόμησης τυχαίων δασών (Random Forest Regression) επιλέγει τυχαία τις παρατηρήσεις και τα χαρακτηριστικά (features) για την κατασκευή αρκετών δέντρων απόφασης και στην συνέχεια υπολογίζει κατά μέσο όρο τα αποτελέσματα. Το τυχαίο δάσος σε αντίθεση με το δέντρο απόφασης αποτρέπει την υπερφόρτωση (overfitting) δημιουργώντας τυχαία υποσύνολα των χαρακτηριστικών και δημιουργώντας μικρότερα δέντρα χρησιμοποιώντας αυτά τα υποσύνολα. Στην συνέχεια συνδυάζει τα υποδέντρα με την τεχνική του bagging δηλαδή η μεταβλητή με τις περισσότερες ψήφους επιλέγεται ως η μεταβλητή απόφασης μειώνοντας έτσι και την διακύμανση (variance).

Ένα δέντρο αποφάσεων ενός τυχαίου δάσους δημιουργείται με ένα τυχαίο υποσύνολο χαρακτηριστικών και ένα τυχαίο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, σε σχέση με τα χαρακτηριστικά από τα ιστορικά δεδομένα.

Τα πλεονεκτήματα ενός τυχαίου δάσους είναι:

- Εκπαίδευση: ο χρόνος μειώνεται, επειδή ένα δέντρο αποφάσεων μαθαίνει από ένα υποσύνολο χαρακτηριστικών, το οποίο συνεπάγεται λιγότερα ιστορικά δεδομένα για μάθηση, και παραλληλισμό στη μάθηση των δέντρων αποφάσεων.
- Η αξιολόγηση μπορεί να παραλληλιστεί με μικρά δέντρα. Έτσι, ο χρόνος αξιολόγησης μπορεί να είναι μικρότερος από ότι σε ένα μόνο δέντρο αποφάσεων και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για μεγάλη ανάλυση δεδομένων.

Σύμφωνα με πρόσφατη βιβλιογραφία σχετικά με την ανίχνευση τύπου αποτυχίας και την προγνωστική συντήρηση, η προσέγγιση τυχαίας δασικής μηχανικής μάθησης χρησιμοποιείται λόγω του χαμηλού υπολογιστικού κόστους της με μεγάλα δεδομένα και σταθερά αποτελέσματα.

8.2.4 Πλησιέστερος γείτονας

Η τεχνική μηχανικής μάθησης του πλησιέστερου γείτονα είναι μια μη παραμετρική μέθοδος που χρησιμοποιείται για την εκτίμηση της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας (Bishop, 2006). Χρησιμοποιεί μια μέτρηση απόστασης, όπως η ευκλείδεια απόσταση (Per-Erik Danielsson, 1980), η απόσταση humming (Jegou et al., 2008), ή Μανχάταν (Aggarwal et al., 2001), για να προσδιοριστεί η γειτονιά ενός δεδομένου διανύσματος εισόδου που αποτελείται από παρουσίες που έχουν εισαχθεί προηγουμένως.

Για να επιτευχθεί ένα σταθερό αποτέλεσμα, εξετάζονται οι k -πλησιέστεροι γείτονες Σχήμα 8.5(α). Η τεχνική μηχανικής μάθησης της πλησιέστερης γειτονιάς είναι ένα αργό και απλό σύστημα μάθησης (Min-Ling Zhang, Zhi-Hua Zhou, 2007).

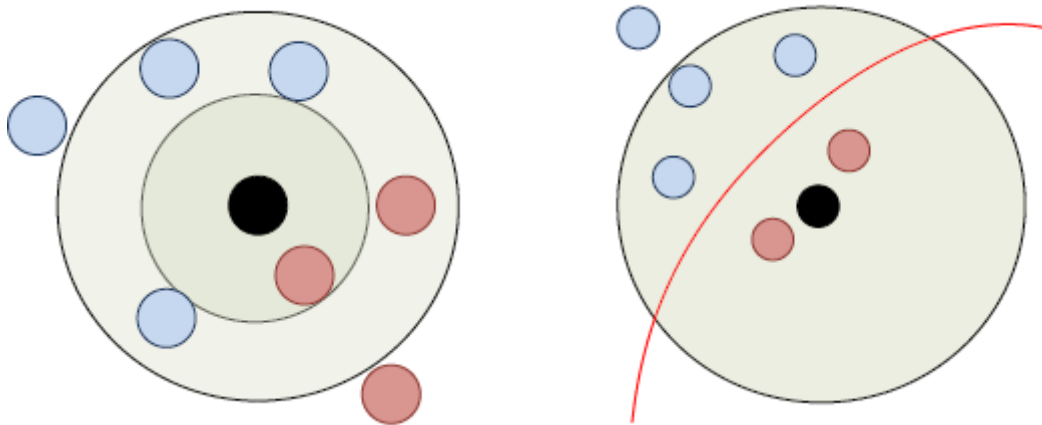
Για ανίχνευση τύπου αστοχίας και προγνωστική συντήρηση, μπορεί να χρησιμοποιηθεί μια πολύ απλή τεχνική μηχανικής εκμάθησης πλησιέστερου γείτονα. Αυτή η τεχνική έχει κάποια μειονεκτήματα που πρέπει να αναφερθούν:

- Μερικές φορές τα εκπαιδευτικά δεδομένα των διαφορετικών καταστάσεων δεν κατανέμονται εξίσου. Σε αυτήν την περίπτωση δεν μπορεί να επιτευχθεί σωστή

ταξινόμηση. Για παράδειγμα, στο Σχήμα 5 (β), όπου λίγα παραδείγματα κόκκινης κατάστασης (κόκκινα σημεία) σε σχέση με τα μπλε οδηγούν σε εσφαλμένη ταξινόμηση.

- Η μέτρηση απόστασης επηρεάζει σημαντικά το αποτέλεσμα. Για να επιτευχθεί ένα καλό αποτέλεσμα, η μη γραμμική συμπεριφορά του πραγματικού συστήματος χρειάζεται διαφορετικές μετρήσεις απόστασης για τη διάρκεια ζωής.

Παρά τα μειονεκτήματα, ο πλησιέστερος γείτονας χρησιμοποιείται για την ανίχνευση τύπου αστοχίας και την προληπτική συντήρηση, λόγω της απλής του χρήσης.



Σχήμα 8.5 Παράδειγμα ταξινόμησης πλησιέστερου γείτονα

(α) Παράδειγμα ταξινόμησης k -πλησιέστερων γειτόνων με διαφορετικό k ($k=1$ εσωτερικός δακτύλιος και $k=5$ εξωτερικός δακτύλιος). Το μαύρο σημείο είναι το παράδειγμα για την ταξινόμηση. Τα κόκκινα σημεία και το μπλε σημείο εικονοποιούν δύο διαφορετικές κατηγορίες.

(β) Παράδειγμα εσφαλμένης ταξινόμησης σε περίγραμμα μεταξύ δύο κατηγοριών, όπου το μαύρο σημείο είναι αυτό που πρέπει να ταξινομηθεί, η σωστή ταξινόμηση είναι κόκκινη, αλλά με $k=5$ η ταξινόμηση είναι μπλε

8.2.5 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Μια εναλλακτική τεχνική μηχανικής μάθησης είναι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ) (artificial neural networks), αυτά είναι συστήματα επεξεργασίας δεδομένων που εξαρτώνται από ένα πλήθος τεχνητών νευρώνων οργανωμένων σε δομές παρόμοιες με αυτές του ανθρώπινου εγκεφάλου.

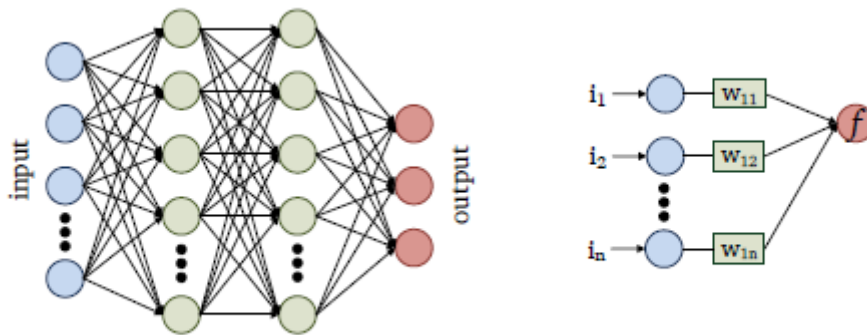
Το ΤΝΔ είναι ιδιαίτερα δημοφιλή σε προβλήματα που δεν μπορούν να γίνουν προβλέψεις, όπως προβλήματα σε πολλές ανθρώπινες δραστηριότητες που σχετίζονται με την ταξινόμηση (classification), αναγνώριση (recognition), αποτίμηση (assessment) και πρόβλεψη (prediction).

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks) είναι συστήματα επεξεργασίας δεδομένων που εξαρτώνται από ένα πλήθος τεχνητών νευρώνων οργανωμένων σε δομές παρόμοιες με αυτές του ανθρώπινου εγκεφάλου. Έτσι οργανώνονται σε επίπεδα, όπου το πρώτο είναι το επίπεδο εισόδου (input layer), όπου χρησιμοποιείται για να εισάγουμε τα δεδομένα μας. Το Σχήμα 8.6 απεικονίζει ένα παράδειγμα τεχνητού νευρικού δικτύου με δύο κρυμμένα στρώματα και τρεις κόμβους εξόδου στο επίπεδο εξόδου. Η απλούστερη δομή είναι ένα νευρωνικό δίκτυο δύο επιπέδων με ένα επίπεδο εισόδου και εξόδου, όπου ο αριθμός των νευρώνων εισόδου ισούται με το μέγεθος του διανύσματος εισόδου. Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων έχουν βάρη. Κάθε νευρώνας έχει μια λειτουργία ενεργοποίησης (Bishop, 2006). Η πιο κοινή συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η λειτουργία σιγμοειδούς και ακτινικής βάσης (Hrushikesh N. Mhaskar, Charles A. Micchelli, 1992). Ο συνηθισμένος τρόπος σχεδιασμού ενός τεχνητού νευρικού δικτύου είναι ως νευρωνικό δίκτυο τροφοδοσίας, το οποίο μπορεί να αναπαρασταθεί ως κατευθυνόμενο μη κυκλικό γράφημα από την είσοδο στους κόμβους εξόδου. Θεωρητικά, ένα τεχνητό νευρικό δίκτυο μπορεί να μάθει με τις ακόλουθες λειτουργίες:

- Δημιουργία νέων νευρώνων με νέες συνδέσεις, απομάκρυνση των υπαρχόντων νευρώνων και των συνδέσεών τους
- Δημιουργία νέων συνδέσεων μεταξύ υπαρχόντων νευρώνων, αφαίρεση υπαρχουσών συνδέσεων μεταξύ νευρώνων
- Αλλαγή των βαρών μεταξύ των νευρώνων
- Προσαρμογή των ορίων των νευρώνων
- Αλλαγή των ιδιοτήτων της λειτουργίας ενεργοποίησης

Η βασική αρχή μάθησης ενός τεχνητού νευρικού δικτύου είναι χρησιμοποιώντας τη μέθοδο διαβάθμισης ή απότομης καθόδου (Bishop, 2006), το οποίο χρησιμοποιεί το σφάλμα μεταξύ της εξόδου του τεχνητού νευρικού δικτύου και της επισημασμένης εξόδου. Στη συνέχεια, τα βάρη των νευρώνων θα προσαρμοστούν αντίστοιχα. Ένα τεχνητό νευρικό δίκτυο με συνάρτηση ακτινικής βάσης έχει την ιδιότητα ότι κάθε συνάρτηση βάσης εξαρτάται από την ακτινική απόσταση (συνήθως ευκλείδεια) από ένα κέντρο μ_j όπου j είναι ο αριθμός των νευρώνων στο κρυφό στρώμα. Το κέντρο μ_j μπορεί να αλλάξει για να έχει την καλύτερη δυνατή προσέγγιση της αρχικής

λειτουργίας. Κατά συνέπεια, η βελτίωση της μάθησης διαδίδεται επαναληπτικά από την έξοδο στους κόμβους εισόδου σε μια τεχνική που ονομάζεται επαναφορά (Bishop, 2006).



Σχήμα 8.6 Αριστερά, ένα παράδειγμα τεχνητού νευρικού δικτύου με δύο κρυμμένα επίπεδα. Το δεξί γράφημα δείχνει τα βάρη μεταξύ των νευρώνων και μιας λειτουργίας ενεργοποίησης

Τα τεχνητά νευρικά δίκτυα έχουν χρήσιμες ιδιότητες για ανίχνευση τύπου αστοχίας και προγνωστική συντήρηση που περιγράφονται παρακάτω (Rooria Karimi, Hooshang Jazayeri-Rad, 2014):

- Μπορούν να χειριστούν μη γραμμικές και απροσδιόριστες διαδικασίες όπου κανένα μοντέλο δεν είναι διαθέσιμο και να μάθουν τη διάγνωση από τις πληροφορίες των μαθησιακών δεδομένων.
- Είναι ανθεκτικά στο θόρυβο και λειτουργούν καλά με θορυβώδεις μετρήσεις.

Παρά τα οφέλη ενός νευρικού δικτύου οπίσθιας διάδοσης, έχει επίσης ορισμένα μειονεκτήματα (Jian-Da Wu, Chiu-Hong Liu, 2009):

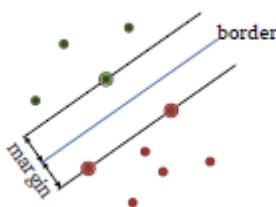
- Ύπαρξη τοπικού ελάχιστου, όπου το δίκτυο δεν είναι σε θέση να επιτύχει σύγκλιση με το επιθυμητό ελάχιστο.
- Η ανάγκη πολλών επαναλήψεων για να επιτευχθεί ένα καλό ποσοστό εκμάθησης.

Στις ακόλουθες ενότητες, θα συζητηθούν οι πιο συνηθισμένοι τύποι τεχνητού νευρικού δικτύου για πρόσφατη ανίχνευση αστοχιών και προγνωστικής συντήρησης.

8.2.6 Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης

Οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machine-SVM) στηρίζονται στη θεωρία στατιστικής μάθησης και στα νευρωνικά δίκτυα τύπου Perceptron (Cortes C., 1995). Τα τελευταία χρόνια θεωρείται η πλέον διαδεδομένη μέθοδος για γραμμικές ή μη μεθόδους παρεμβολής και ταξινόμησης. Οι Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης προσπαθούν να βρουν μια υπερεπιφάνεια (hypersurface) ώστε να μπορέσει να διαχωρίσει στο χώρο τα θετικά και τα αρνητικά παραδείγματα. Η επιλογή της επιφάνειας γίνεται με τέτοιον τρόπο ώστε να απέχει όσο το δυνατόν περισσότερο από τα κοντινότερα θετικά και αρνητικά παραδείγματα (maximum margin hypersurface). Έτσι μπορεί να ταξινομήσει περιπτώσεις που είναι παρόμοιες και όχι πανομοιότυπες με κάποιο παράδειγμα εκπαίδευσης με αποτέλεσμα μια αριθμητική τιμή στο διάστημα $[-1, +1]$.

Ένα βασικό πλεονέκτημα που έχουν οι μηχανές διανυσμάτων έναντι στα νευρωνικά δίκτυα τύπου Perceptron είναι ότι μπορούν να παράγουν πιο σύνθετες υπερεπιφάνειες, ενσωματώνοντας μετασχηματισμούς και συνδυασμούς των αρχικών μεταβλητών ανάλογα με το πρόβλημα και ξεπερνώντας προβλήματα τοπικών ελαχίστων και διασποράς των λύσεων στο χώρο αναζήτησης. Γι' αυτό χρησιμοποιούν ένα πεπερασμένο υποσύνολο που καλείται διάνυσμα υποστήριξης (support vectors) και συναρτήσεις πυρήνα (kernel functions) στο σύνολο εκπαίδευσης, ώστε να μετασχηματίσουν τον αρχικό χώρο υποθέσεων για να βρουν τη βέλτιστη μη γραμμική υπερεπιφάνεια που ελαχιστοποιεί το σφάλμα ταξινόμησης.



Σχήμα 8.7 Οπτικοποίηση μιας μηχανής διανυσμάτων υποστήριξης δύο κατηγοριών. Η θέση του ορίου καθορίζεται από ένα υποσύνολο των σημείων δεδομένων, γνωστά ως φορείς υποστήριξης, τα οποία υποδεικνύονται από κύκλους

8.3 Περίληψη

Σε αυτό το κεφάλαιο συζητήθηκαν οι τεχνικές μηχανικής μάθησης που βρέθηκαν σε πρόσφατη βιβλιογραφία που σχετίζονται με τον τομέα της ανίχνευσης τύπου αστοχίας και της προγνωστικής συντήρησης. Όλες οι περιγραφόμενες τεχνικές διακρίνονται σε παραμετρικές και μη παραμετρικές. Οι παραμετρικοί αλγόριθμοι μηχανικής εκμάθησης κάνουν υποθέσεις σχετικά με την κατανομή των δεδομένων. Γι' αυτό οι παραμετρικές προσεγγίσεις είναι χαμηλής υπολογιστικής προσπάθειας και πολύ γρήγορες. Η ακρίβεια της κατανομής καθορίζει την ακρίβεια του αποτελέσματος. Αυτό είναι το κύριο πρόβλημα για σενάρια ανίχνευσης τύπου αστοχίας και προγνωστικής συντήρησης, επειδή αυτά τα δεδομένα είναι συνήθως μη γραμμικά κατά τη διάρκεια ζωής ενός πραγματικού κόσμου και, επομένως, είναι δύσκολο να γίνουν παραδοχές σχετικά με τις κατανομές. Οι μη παραμετρικές προσεγγίσεις κάνουν την παραδοχή ότι οι είσοδοι μεταξύ τους πρέπει να έχουν το ίδιο αποτέλεσμα.

9 Αξιολόγηση του Μοντέλου Μηχανικής Μάθησης

Η αξιολόγηση του μοντέλου μηχανικής μάθησης, αποτελεί ουσιαστικό μέρος κάθε έργου. Το κάθε μοντέλο μπορεί να παρέχει ικανοποιητικά αποτελέσματα όταν αξιολογείται με τη χρήση ενός κριτηρίου, για παράδειγμα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, αλλά μπορεί να δώσει μη ικανοποιητικά αποτελέσματα όταν αξιολογείται σε σχέση με άλλα κριτήρια, όπως λογαριθμική απώλεια, ακρίβεια ταξινόμησης (ποσοστό σωστών ταξινομήσεων) κλπ. Τις περισσότερες φορές χρησιμοποιούμε την ακρίβεια ταξινόμησης για να μετρήσουμε την απόδοση του μοντέλου μας, ωστόσο αυτή από μόνη της δεν αρκεί για να κρίνουμε πραγματικά το μοντέλο μας. Στη συνέχεια αναφέρονται κάποιες μέθοδοι αξιολόγησης του μοντέλου.

9.1 Ακρίβεια Ταξινόμησης

Ως ακρίβεια ταξινόμησης εννοούμε το λόγο του αριθμού των σωστών προβλέψεων σε σχέση με το συνολικό αριθμό δειγμάτων εισόδου:

$$\text{Ακρίβεια Ταξινόμησης} = \frac{\text{Αριθμός Σωστών Προβλέψεων}}{\text{Συνολικός Αριθμός Προβλέψεων}}$$

Ο δείκτης αυτός λειτουργεί καλά μόνο αν υπάρχει ίσος αριθμός δειγμάτων που ανήκουν σε κάθε μια από τις κατηγορίες. Για παράδειγμα, εάν υπάρχουν 98% δείγματα κλάσης A και 2% δείγματα κλάσης B στη συλλογή δεδομένων εκπαίδευσης, τότε το μοντέλο θα μπορούσε να επιτύχει εύκολα 98% ακρίβεια στην εκπαίδευση, προβλέποντας απλώς κάθε δείγμα εκπαίδευσης που ανήκει στην κατηγορία A. Όταν το ίδιο μοντέλο δοκιμάζεται σε συλλογή ελέγχου με 60% δείγματα κατηγορίας A και 40% δείγματα κατηγορίας B, τότε η ακρίβεια δοκιμής μειώνεται στο 60%. Η ακρίβεια ταξινόμησης είναι ένας καλός δείκτης, αλλά υπάρχει η πιθανότητα να παρουσιάσει ψευδή εικόνα υψηλής ακρίβειας.

Το πραγματικό πρόβλημα προκύπτει όταν το κόστος της εσφαλμένης ταξινόμησης των δειγμάτων της λιγότερο συχνά εμφανιζόμενης κλάσης είναι πολύ υψηλό. Για παράδειγμα, αν αντιμετωπίζουμε μια σπάνια αλλά θανατηφόρα ασθένεια, το κόστος αποτυχίας της διάγνωσης της νόσου ενός αρρώστου είναι πολύ υψηλότερο από το κόστος της υποβολής ενός υγιούς ατόμου σε περισσότερες εξετάσεις.

9.2 Βαθμολογία F1

Η βαθμολογία F1 χρησιμοποιείται για τη μέτρηση της ακρίβειας ενός ελέγχου και είναι ο μέσος όρος μεταξύ ακρίβειας και ανάκλησης. Το εύρος για τη βαθμολογία F1 είναι [0, 1]. Η υπόψη βαθμολογία διευκρινίζει πόσο ακριβές είναι το υπό αξιολόγηση μοντέλο (πόσες περιπτώσεις ταξινομεί σωστά), καθώς και πόσο αξιόπιστο είναι (δεν χάνεται ένας σημαντικός αριθμός περιπτώσεων).

Η υψηλή ακρίβεια, αλλά η χαμηλότερη ανάκληση, σημαίνει ένα εξαιρετικά ακριβές μοντέλο, που όμως παραλείπει ένα μεγάλο αριθμό περιπτώσεων που είναι δύσκολο να ταξινομηθούν. Όσο μεγαλύτερη είναι η βαθμολογία F1, τόσο καλύτερη είναι η απόδοση του μοντέλου μας. Μαθηματικά, μπορεί να εκφραστεί ως:

$$\text{Βαθμολογία F1} = 2 * \frac{1}{\frac{1}{\text{ακρίβεια}} + \frac{1}{\text{ανάκληση}}}$$

Με τη χρήση της βαθμολογίας F1 γίνεται προσπάθεια να βρεθεί ισορροπία ανάμεσα στην ακρίβεια και την ανάκληση.

Ως ακρίβεια νοείται ο αριθμός των σωστών θετικών αποτελεσμάτων διαιρούμενος με το συνολικό αριθμό των θετικών αποτελεσμάτων που προέβλεψε το μοντέλο.

$$\text{Ακρίβεια} = \frac{\text{Σωστές θετικές προβλέψεις}}{\text{Σωστές θετικές προβλέψεις} + \text{Λανθασμένες θετικές προβλέψεις}}$$

Ως ανάκληση θεωρείται ο αριθμός των σωστών θετικών αποτελεσμάτων διαιρούμενος με τον αριθμό όλων των σχετικών δειγμάτων (όλα τα δείγματα που θα έπρεπε να έχουν προσδιοριστεί ως θετικά) (Aditya Mishra, 2018).

$$\text{Ανάκληση} = \frac{\text{Σωστές θετικές προβλέψεις}}{\text{Σύνολο θετικών δειγμάτων}}$$

9.3 Μέσο Σφάλμα (Mean Error)

Το μέσο σφάλμα είναι ο μέσος όρος της διαφοράς μεταξύ των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών. Παρέχει μια σχετικά ανακριβή ένδειξη της απόκλισης των προβλέψεων από τις πραγματικές τιμές αλλά μέσω του δείκτη αυτού είναι δυνατό να προσδιοριστεί η κατεύθυνση του σφάλματος δηλαδή αν οι πραγματικές τιμές είναι μεγαλύτερες ή μικρότερες από

τις προβλέψεις (αισιόδοξες ή απαισιόδοξες προβλέψεις). Υπολογίζεται με τον ακόλουθο μαθηματικό τύπο:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - F_i|$$

Όπου Y_i οι πραγματικές τιμές και F_i οι προβλέψεις.

9.4 Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Squared Error-MSE)

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα είναι παρόμοιο με το μέσο απόλυτο σφάλμα, με τη μόνη διαφορά ότι το MSE παίρνει τον μέσο όρο του τετραγώνου της διαφοράς μεταξύ των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών. Καθώς παίρνουμε το τετράγωνο του σφάλματος, το αποτέλεσμα των μεγαλύτερων σφαλμάτων γίνεται πιο έντονο, οπότε το μοντέλο μπορεί πλέον να επικεντρωθεί περισσότερο στα μεγαλύτερα σφάλματα. Υπολογίζεται από τον τύπο:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)^2$$

Όπου Y_i οι πραγματικές τιμές και F_i οι προβλέψεις.

9.5 Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Squared Error-RMSE)

Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος είναι αρκετά παρόμοια με το μέσο απόλυτο σφάλμα, με τη μόνη διαφορά ότι το αποτέλεσμα των μεγαλύτερων σφαλμάτων γίνεται πιο έντονο, οπότε το μοντέλο μπορεί πλέον να επικεντρωθεί περισσότερο στα μεγαλύτερα σφάλματα, όπως και στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα. Επιπλέον είναι πιο άμεσα συγκρίσιμη με το μέσο απόλυτο σφάλμα, επιτρέποντας την άμεση αναγνώριση ύπαρξης ή όχι σφαλμάτων μεγαλύτερων από το μέσο όρο. Υπολογίζεται από τον τύπο:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)^2}$$

Όπου Y_i οι πραγματικές τιμές και F_i οι προβλέψεις.

9.6 Μέσο Απόλυτο Σφάλμα Κλίμακας (Mean Absolute Scaled Error-MAsE)

Το μέσο απόλυτο σφάλμα κλίμακας είναι ένα μέτρο της ακρίβειας της πρόβλεψης, που προτάθηκε από τους Koehler & Hyndman το 2006 ως ακολούθως:

$$MAsE = \frac{\text{Μέσος όρος απόλυτου σφάλματος υπό εξέταση μοντέλου}}{\text{Μέσος όρος απόλυτου σφάλματος μεθόδου Naive}}$$

Η μέθοδος Naive έγκειται στην θεώρηση ως πρόβλεψη της περιόδου i , την πραγματική τιμή της περιόδου $i-1$. Δηλαδή ισχύει ότι $F_i=Y_{i-1}$. Το MASE υπολογίζεται από τον μαθηματικό τύπο:

$$MAsE = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - F_i|}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n |Y_i - Y_{i-1}|}$$

Όπου Y_i οι πραγματικές τιμές και F_i οι προβλέψεις.

Από τον παραπάνω τύπο προκύπτει ότι εάν $MAsE > 1$, η πραγματική πρόβλεψη είναι χειρότερη από ό,τι μια πρόβλεψη μέσω της μεθόδου Naive, σε όρους μέσου απόλυτου σφάλματος. Σημειώνεται ότι η μέθοδος Naive είναι μια πολύ απλή και με μικρές υπολογιστικές απαιτήσεις μέθοδος. Έτσι, εάν το μέσο απόλυτο σφάλμα είναι το σχετικό μέτρο της ακρίβειας της πρόβλεψης (που εξαρτάται από το πρόβλημα), το $MAsE > 1$ υποδηλώνει ότι η πραγματική πρόβλεψη πρέπει να απορριφθεί υπέρ μιας αφελούς πρόβλεψης, αν αναμένουμε τα μελλοντικά δεδομένα, που δεν υπάρχουν στη δειγματοληψία, να είναι αρκετά όμοια με τα δεδομένα στο δείγμα (επειδή γνωρίζουμε μόνο πόσο ακριβής είναι μια αφελής πρόβλεψη στο δείγμα, και όχι έξω από αυτό).

10 Πειραματικό Μέρος

Στην παρούσα διπλωματική για ότι αφορά το πειραματικό μέρος θα χρησιμοποιήσουμε μια πλατφόρμα λογισμικού (πρόγραμμα) το οποίο ειδικεύεται στην διαχείριση δεδομένων, την πρόγνωση δεδομένων καθώς και την μηχανική μάθηση. Αυτό το πολύ χρήσιμο εργαλείο είναι το RapidMiner Studio (version 8.2).

Το RapidMiner διατίθεται μέσω της επίσημης ιστοσελίδας του δωρεάν. Είναι ένα λογισμικό αναγνωρισμένο σε παγκόσμια κλίμακα. Μέχρι και σήμερα χιλιάδες εφαρμογές του RapidMiner σε περισσότερες από 30 χώρες δίνουν στους χρήστες τους ένα ανταγωνιστικό πλεονέκτημα.

Πιο αναλυτικά το RapidMiner είναι:

- Γραμμένο στην Java
- Περιέχει μια εσωτερική xml αναπαράσταση ώστε να εξασφαλίζεται τυποποιημένη μορφή ανταλλαγής εξόρυξης δεδομένων σε διάφορα πειράματα.
- Εξασφαλίζεται η καλύτερη διαχείριση των δεδομένων εφόσον υπάρχει δυνατότητα προβολής αυτών σε πολλά επίπεδα.
- Περιέχει μια μεγάλη σειρά αναπαράστασης των δεδομένων με λεπτομερή διάσταση.

Όπως προαναφέραμε το RapidMiner είναι μια πλατφόρμα λογισμικού η οποία αναπτύχθηκε από την ίδια (σε όνομα) εταιρία που ασχολείται με την επιστήμη των δεδομένων. Είναι ένα εργαλείο που προσφέρει ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον για την προσθήκη και επεξεργασία δεδομένων, την βαθιά εκμάθηση (deep learning), την επιβλεπόμενη ή και μη μάθηση και την ανάλυση προγνώσεων (data analytics).

Αυτό το πολύ χρήσιμο εργαλείο χρησιμοποιείται από την πλειοψηφία των μεγάλων επιχειρήσεων κυρίως για την εκπαίδευση για την έρευνα , την κατάρτιση και εν τέλει την βελτιστοποίηση των διαδικασιών.

10.1 Τελεστές δεδομένων του RapidMiner

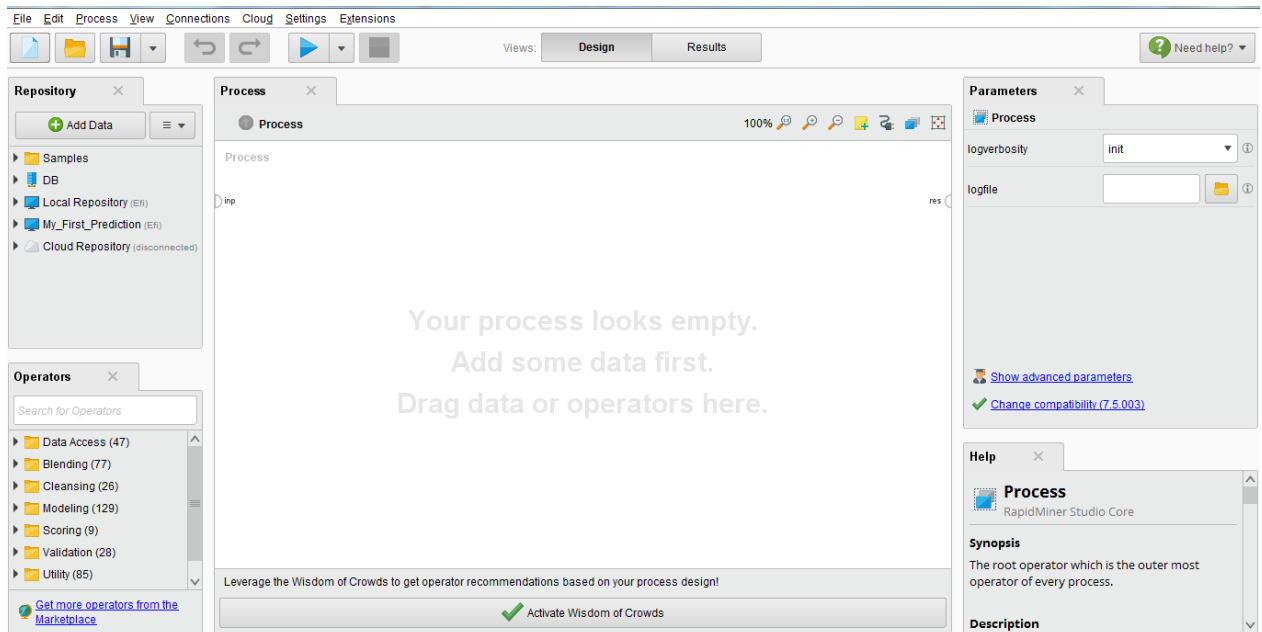
Το RapidMiner παρέχει στο χρήστη μια πληθώρα από τελεστές, ο αριθμός των οποίων ξεπερνά τους 400 οι οποίοι συμπεριλαμβάνουν μερικούς από τους παρακάτω:

- Αλγόριθμοι μηχανικής εκμάθησης: Οι αλγόριθμοι μηχανικής εκμάθησης αποτελούνται από ένα τεράστιο αριθμό σχημάτων εκμάθησης για έργα παλινδρόμησης και

κατηγοριοποίησης, συμπεριλαμβανομένων μηχανές διανυσμάτων (SVM), δέντρα απόφασης και αλγόριθμοι εκμάθησης κανόνων, Bayesian αλγόριθμος εκμάθησης και αλγόριθμοι λογιστικής εκμάθησης. Επιπρόσθετα αλγόριθμοι για εξόρυξη κανόνων συσχέτισης και συσταδοποίηση περιλαμβάνονται στο RapidMiner.

- Τελεστές χαρακτηριστικών : Αλγόριθμοι επιλογής, όπως επιλογή προς τα εμπρός, απαλοιφή προς τα πίσω και πολλοί γενικοί αλγόριθμοι.
- Οπτικοποίηση: Τελεστές παρουσίασης αποτελεσμάτων, με χρήση online 2D και 3D γραφημάτων των δεδομένων, των μοντέλων εκμάθησης και άλλων διαδικαστικών αποτελεσμάτων.
- Είσοδοι –Εξοδοι : Ευέλικτοι τελεστές για είσοδο και έξοδο δεδομένων, τεχνική υποστήριξη πολλών τύπων αρχείων και απευθείας ανάγνωση δεδομένων από βάσεις.
- Επιπρόσθετα οι τελεστές ανήκουν σε μερικές από τις ακόλουθες κατηγορίες:
- Μετασχηματισμός δεδομένων. Πολλές και σημαντικές δυνατότητες προσαρμογής και προεπεξεργασίας δεδομένων, π.χ. φιλτράρισμα, ταξινόμηση και τροποποίηση τιμών, μετατροπή τύπων.
- Βοηθητικά εργαλεία: Έλεγχος εξωτερικών αρχείων, μακροεντολές, υποσημειώσεις κ.α.
- Έλεγχος διαδικασίας: Περιλαμβάνει λειτουργίες ελέγχου ροής της διαδικασίας, δυνατότητες συνένωσης ροών δεδομένων, προσωρινή αποθήκευση ενδιάμεσων αποτελεσμάτων κτλ.

Όλοι οι διαθέσιμοι τελεστές του RapidMiner παρουσιάζονται σε κατηγορίες –ομάδες στο παράθυρο προβολής τελεστών. Οποιοσδήποτε μπορεί να περιηγηθεί στις ομάδες με πολύ απλό τρόπο και να αναζητήσει τον τελεστή που χρειάζεται.



Σχήμα 10.1 Παράθυρο προβολής τελεστών RapidMiner

10.2 Πειραματική Διαδικασία

Στην διπλωματική μας εργασία χρησιμοποιήσαμε το RapidMiner για να περάσουμε όλα τα δεδομένα που είχαμε από το στάδιο συλλογής δεδομένων (εγγραφές). Η πρώτη σημαντική ενέργεια, πριν ξεκινήσουμε τη διαδικασία της ανάλυσης είναι η επισκόπηση των αρχικών δεδομένων. Όπως είπαμε προηγουμένως για το πειραματικό μέρος της διπλωματικής χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από αυτοκινητοβιομηχανία.

Για την κατασκευή του μοντέλου πρόβλεψης έχουμε στη διάθεση σας 2 data sets: ένα Training set και ένα Testing set.

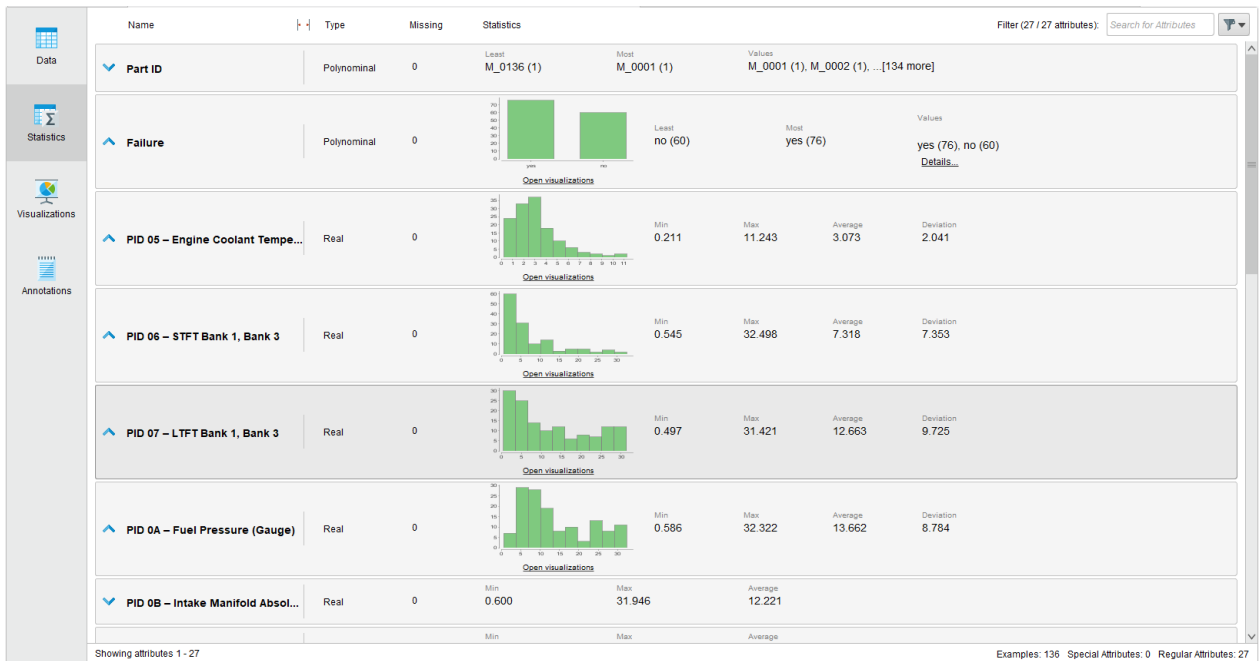
Και τα 2 data set αποτελούνται από 136 γραμμές δεδομένων που αφορούν τη λειτουργία ενός μηχανικού μέρους η οποία παρατηρείται από 25 διαφορετικούς PID controllers Συγκεκριμένα οι PID controllers που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι παρακάτω:

1. PID 05 – Engine Coolant Temperature
2. PID 06 – STFT Bank 1, Bank 3
3. PID 07 – LTFT Bank 1, Bank 3
4. PID 0A – Fuel Pressure (Gauge)
5. PID 0B – Intake Manifold Absolute Pressure
6. PID 45 – Relative Throttle Position
7. PID 0E – Ignition Timing Advance for #1 Cylinder
8. PID 0F – Intake Air Temperature

9. PID 10 – Air Flow Rate from Mass Airflow Sensor (MAF)
10. PID 14 – Oxygen Sensor 1 Bank 1
11. PID 15 – Oxygen Sensor 2 Bank 1
12. PID 16 – Oxygen Sensor 3 Bank 1
13. PID 17 – Oxygen Sensor 4 Bank 1
14. PID 18 – Oxygen Sensor 1 Bank 2
15. PID 19 – Oxygen Sensor 2 Bank 2
16. PID 1A – Oxygen Sensor 3 Bank 2
17. PID 1B – Oxygen Sensor 4 Bank 2
18. PID 22 – Fuel Rail Pressure Relative to Vacuum
19. PID 23 – Fuel Rail Pressure
20. PID 2C – Commanded EGR
21. PID 2E – Commanded Evaporative Purge
22. PID 2F – Fuel Level Input
23. PID 32 – EVAP System Vapor Pressure
24. PID 33 – Barometric Pressure
25. PID 3C – Catalyst Temperature Bank 1 Sensor 1

Η διαδικασία δημιουργίας του training set αφορούσε την καταγραφή 136 στιγμιότυπων όπου σε διάφορες ακραίες τιμές των PID controllers διαφαινόταν η καλή (no Failure) ή όχι (yes Failure) λειτουργία του μηχανικού μέρους. Η προαναφερόμενη διαδικασία απεικονίζεται στον πίνακα 10.1

Στη συνέχεια τα δεδομένα εισήχθησαν στο Rapidminer. Η πλατφόρμα RapidMiner μας δίνει την δυνατότητα να παρατηρούμε τα στατιστικά στοιχεία που προκύπτουν από τα δεδομένα μας. Στο πείραμά μας περιλαμβάνονται 26 χαρακτηριστικά και 136 παραδείγματα. Μπορούμε να δούμε τις μέγιστες και ελάχιστες τιμές, τον μέσο όρο των τιμών και τα αντίστοιχα γραφήματα τους (Σχήμα 10.2).

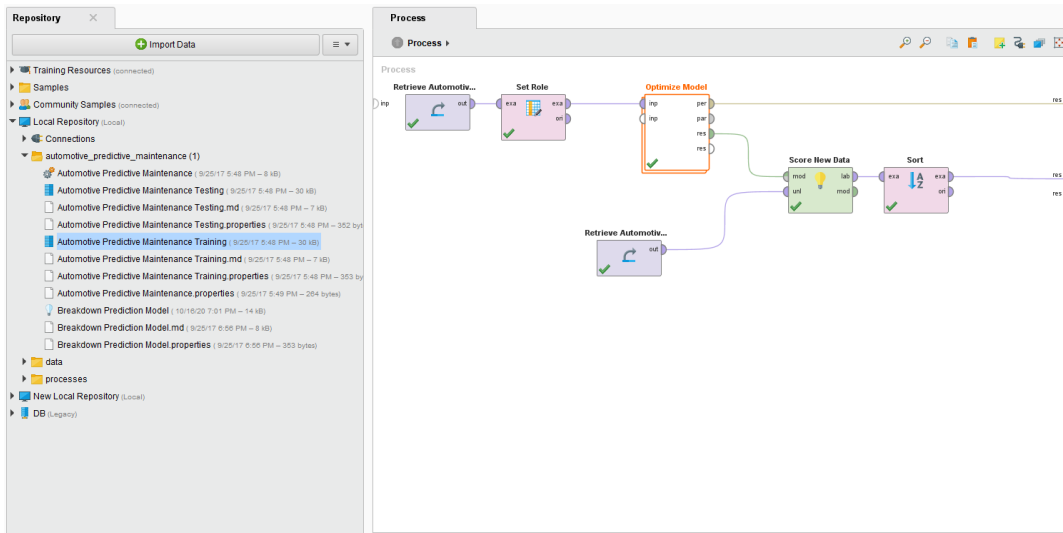


Σχήμα 10.2 Προβολή στατιστικών στοιχείων για τα χαρακτηριστικά

Έχοντας πια το training set συνεχίζουμε πλέον στο section του design για την κατασκευή του μοντέλου πρόβλεψης χρησιμοποιώντας τους κατάλληλους built-in τελεστές του RapidMiner διαδικασία η οποία περιγράφεται στο επόμενο υποκεφάλαιο.

10.2.1 Κατασκευή Πειραματικού Μοντέλου

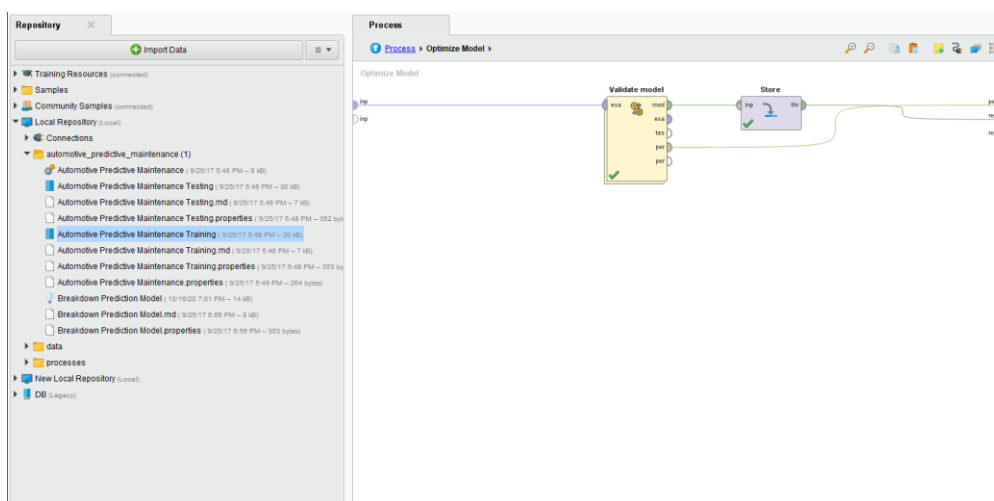
Το κατασκευασμένο μοντέλο μας φαίνεται στο Σχήμα 10.4 παρακάτω και θα εξηγηθεί αναλυτικά στο παρόν υποκεφάλαιο.



Σχήμα 10.3 Πειραματικό Μοντέλο Πρόβλεψης

Ο πρώτος τελεστής που επιλέγουμε είναι το Set Role όπου ένα από τα χαρακτηριστικά πρέπει να δηλωθεί ως “χαρακτηριστικό –στόχος”, δηλαδή το χαρακτηριστικό εκείνο όπου ο ρόλος του θα αλλάξει μέσω αυτής της παραμέτρου. Το όνομα του χαρακτηριστικού μπορεί να επιλεγεί από την αναπτυσσόμενη λίστα είτε να το πληκτρολογήσουμε οι ίδιοι. Στην περίπτωση μας ορίζουμε το attribute Failure το οποίο θα έχει τον ρόλο της ετικέτας (label). Οι ετικέτες προσδιορίζουν τα παραδείγματα μας, δηλαδή θα είναι το χαρακτηριστικό γνώρισμα το οποίο θα χρησιμοποιηθεί για την εκμάθηση του RapidMiner, ώστε σε επόμενο στάδιο να μπορεί το πρόγραμμα από μόνο του να συμπεράνει για το αν μια πρόταση που εισάγουμε είναι θετική ή αρνητική.

Εν συνεχεία ο επόμενος τελεστής είναι ένα custom block το οποίο και περιέχει το μοντέλο μας. Ανοίγοντας το βλέπουμε την εικόνα του σχήματος 10.4

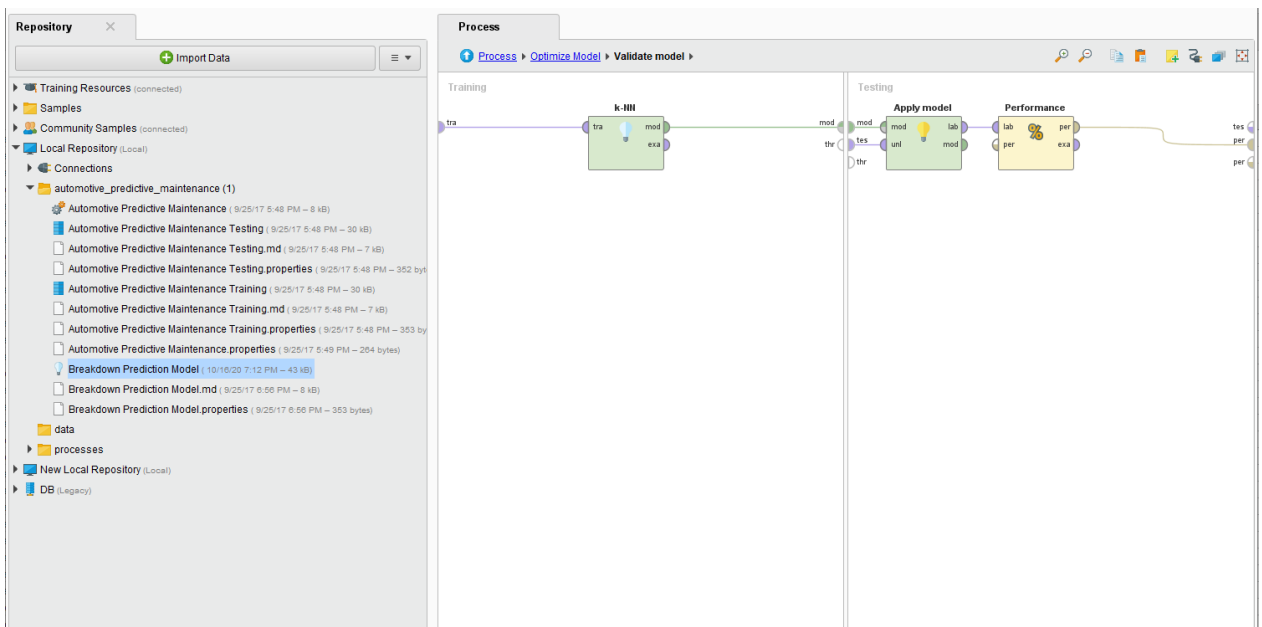


Σχήμα 10.4 Ανάλυση Τελεστή Optimization

Για να μπορέσουμε να αξιολογήσουμε τα δεδομένα μας, μια αξιόπιστη μέθοδος χαρακτηρίζεται η μέθοδος Cross Validation. Η βασική αρχή της μεθόδου Cross Validation είναι: Το αρχικό σετ δεδομένων χωρίζεται τυχαία σε μικρά τμήματα (συνήθως το μέγεθος τους είναι 10% του συνόλου), η εκπαίδευση πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας όλο το σετ εκτός από ένα τέτοιο τμήμα και στη συνέχεια αξιολογείται στο τμήμα. Η διαδικασία εκπαίδευσης στο 90% των δεδομένων και αξιολόγησης στο 10%, επαναλαμβάνεται για όλα τα τμήματα του σετ δεδομένων και τα αποτελέσματα όλων των δοκιμών συνεκτιμούνται. Με πιο απλά λόγια θα διαμερίσουμε τα δεδομένα σε δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα δοκιμών.

Ο τελεστής του Cross Validation μπορεί να χρησιμοποιήσει πολλούς και διαφορετικούς τύπους δειγματοληψίας για την κατασκευή υποσυνόλων. Εμείς επιλέγουμε τον “shuffled_sampling”, ο οποίος δημιουργεί τυχαία υποσύνολα από το ExampleSet. Παραδείγματα επιλέγονται τυχαία για την δημιουργία υποσυνόλων.

Τώρα εισάγουμε τον τελεστή του επιλεγμένου μοντέλου στο πλαίσιο εκπαίδευσης (Training). Ως αρχική επιλογή έχουμε το μοντέλο με τους K-κοντινότερους γείτονες και ως δεύτερη επιλογή το δένδρο αποφάσεων. Τέλος αξιολογούμε την απόδοση του αλγόριθμου με την βοήθεια του τελεστή “Performance” όπως φαίνεται στο σχήμα 10.5.



Σχήμα 10.5 Πλαίσιο Εκπαίδευσης (Training)

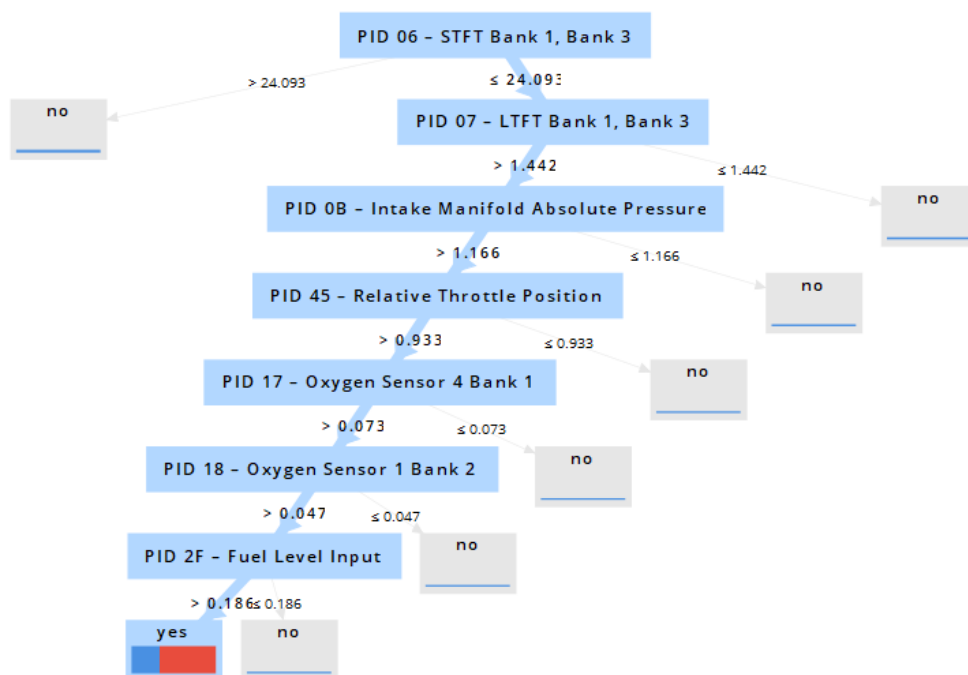
Η έξοδος πλέον του μοντέλου συνδέεται στον τελεστή score data ο οποίος είναι και υπεύθυνος για την εφαρμογή του εκπαιδευμένου μοντέλου στο testing set για να έχουμε ως έξοδο το Failure prediction των Μηχανικών μερών.

10.3 Εξαγωγή Αποτελεσμάτων

Σκοπός του πειραματικού μέρους ήταν να φτιάξουμε ένα προγνωστικό μοντέλο ώστε να αποφύγουμε οποιαδήποτε βλάβη στον μηχανολογικό εξοπλισμό.

Να σημειωθεί ότι για την παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος k-κοντινότερων γειτόνων (k-Nearest Neighbours) και των δέντρων αποφάσεων (decision tree) ώστε να γίνει και μια σύγκριση των προαναφερθέντων μεθόδων.

Η βαθύτερη ανάλυση των αποτελεσμάτων διαφαίνεται και στο παρακάτω αλγοριθμικό σχήμα (10.6) όπου και βασίστηκε η υλοποίηση του μοντέλου μας σύμφωνα με τη πλατφόρμα του RapidMiner.



Σχήμα 10.6 Model Breakdown

- Precision

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive} = \frac{True\ Positive}{Total\ Predicted\ Positive}$$

- Recall

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative} = \frac{True\ Positive}{Total\ Actual\ Positive}$$

		Predicted	
		Negative	Positive
Actual	Negative	True Negative	False Positive
	Positive	False Negative	True Positive

Σχήμα 10.7 Confusion Matrix

Το confusion matrix των k-κοντινότερων γειτόνων είναι το παρακάτω:

	Pre. No	Pred Yes
True No	34	14
True Yes	26	62

Σχήμα 10.8 confusion matrix των k-κοντινότερων γειτόνων

Το confusion matrix του Decision Tree είναι το παρακάτω:

	Pre. No	Pred Yes
True No	15	12
True Yes	45	64

Σχήμα 10.9 confusion matrix του Decision Tree

Κατά συνέπεια στο σχήμα 10.10 βλέπουμε τη σύγκριση των 2 μεθόδων

	Decision Tree	k-κοντινότεροι γείτονες
Accuracy	58.13% ± 13.36%	70.66% ± 16.79%
Precision	58.85% ± 8.67%	72.07% ± 13.91%
Recall	89.93% ± 20.82%	78.75% ± 23.11%

Με μια πρώτη ματιά αντιλαμβανόμαστε ότι οι k-κοντινότεροι γείτονες είναι καλύτερη μέθοδος για το συγκεκριμένο μοντέλο. Εμβαθύνοντας την ανάλυση μας για να αποφασίσουμε θα πρέπει να λάβουμε υπόψη μας το κόστος από τις λάθος προβλέψεις μας.

Για παράδειγμα εάν το κόστος είναι μεγάλο από την αντικατάσταση ενός ανταλλακτικού όταν αυτό δεν είναι χαλασμένο (λάθος θετική πρόβλεψη) τότε ο δείκτης που πρέπει να κοιτάμε είναι το precision και οι k-κοντινότεροι γείτονες είναι καλύτερη μέθοδος για το συγκεκριμένο μοντέλο. Σε περίπτωση όμως που μεγαλύτερο κόστος έχει μια λάθος αρνητική πρόβλεψη και προκύψει βλάβη, άρα η μηχανή δεν θα δουλεύει αναπάντεχα μέχρι να γίνει αλλαγή του ανταλλακτικού τότε το recall είναι το KPI που πρέπει να λάβουμε υπόψη μας και το Decision Tree είναι καλύτερη μέθοδος για το συγκεκριμένο μοντέλο.

11 Συμπεράσματα

Από την ανάλυση και παράθεση πληροφοριών που προηγήθηκαν καταδείχθηκε ότι τα αρχεία πρωτογενών ψηφιακών δεδομένων λειτουργίας των διαφόρων συστημάτων αποτελούν ένα πολύτιμο στοιχείο καθώς και προϋπόθεση για την εφαρμογή διαγνωστικής και προγνωστικής φιλοσοφίας συντήρησης.

Τα δεδομένα αυτά θα πρέπει να αποθηκεύονται και να αξιοποιούνται κατάλληλα. Επίσης είναι πολύ σημαντικό κατά την καταγραφή τους να λαμβάνονται όλα τα αναγκαία μέτρα ώστε να αποφεύγεται καταγραφή θορύβου, καθώς με τον τρόπο αυτό μειώνεται το τελικό σφάλμα της εκτίμησης και αποκτούν μεγαλύτερη ακρίβεια οι προγνωστικές και διαγνωστικές μέθοδοι. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με δύο τρόπους:

- Με την ανάπτυξη δικτύων αισθητήρων, οι οποίοι θα μπορούν να εκτελούν μια αρχική επεξεργασία των δεδομένων μειώνοντας ή αφαιρώντας το θόρυβο, περιορίζοντας παράλληλα και τις απαιτήσεις σε υπολογιστική ισχύ των συστημάτων που διαχειρίζονται τις βάσεις δεδομένων και
- Με την επιλογή κατάλληλης θέσης για την τοποθέτηση των αισθητήρων.

Τα πρωτογενή δεδομένα αποτελούν επίσης προϋπόθεση για την αξιολόγηση των επιδόσεων των διαγνωστικών και προγνωστικών αλγορίθμων και είναι απαραίτητα για τον εντοπισμό προβλημάτων των συστημάτων. Τα δεδομένα αυτά επιτρέπουν την ανάπτυξη πρόσθετων δυνατοτήτων ανάλυσης και ελέγχου του συστήματος για την αποφυγή πιθανών ψευδών συναγερμών και παρέχουν τη δυνατότητα καθοδήγησης της συντήρησης του συστήματος.

Οι δυνατότητες διαγνωστικής ανάλυσης και παρακολούθησης του υπολειπόμενου χρόνου λειτουργικής ζωής, για κινητήρες, κιβώτια μετάδοσης κίνησης και άλλα δομικά εξαρτήματα, είναι ανεκτίμητη, προκειμένου να αναπτυχθεί η δυνατότητα διαχείρισης αστοχιών, όσον αφορά ιδιαίτερα σε σύνθετα συστήματα, όπως σε στόλους αυτοκινήτων των οποίων αυξάνεται η ηλικία.

Όπως καταδείχθηκε από το πειραματικό μέρος της διατριβής, οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης παρουσιάζουν τα ακόλουθα πλεονεκτήματα:

- Καθίσταται πλέον εφικτή η άμεση εφαρμογή των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και από άτομα ευρύτερων επιστημονικών πεδίων, χωρίς να είναι απαραίτητη η σε βάθος γνώση προγραμματισμού, καθώς έχουν δημιουργηθεί κατάλληλες εφαρμογές οι οποίες διαθέτουν γραφικό περιβάλλον αλληλεπίδρασης και είναι φιλικές προς το χρήστη (RapidMiner κλπ).
- Απαιτούνται σχετικά λίγες τεχνικές γνώσεις του υπό εξέταση συστήματος (δεν απαιτείται φυσικό μοντέλο) καθώς και περιορισμένες στατιστικές γνώσεις για την εφαρμογή των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και την πραγματοποίηση εκτίμησης ύπαρξης η μη

δυσλειτουργίας καθώς και της ΥΛΖ.

- Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης παρουσιάζουν σχετικά καλή ακρίβεια και ταχεία παραγωγή αποτελεσμάτων. Επίσης το προϋπολογιζόμενο σφάλμα μέσω των μεθόδων επικύρωσης και διασταυρωτικής επικύρωσης, είναι πολύ κοντά στο σφάλμα των προβλέψεων σε σχέση με τα πραγματικά αποτελέσματα.
- Με τη μετάβαση της φιλοσοφίας συντήρησης από προγραμματισμένη ή συντήρηση αποκατάστασης, σε διαγνωστική και προγνωστική, καθίσταται εφικτή η εξατομίκευση της συντήρησης σε κάθε μηχανήμα ή σύστημα, ανάλογα με τη χρήση του. Η υπόψη μετάβαση παρουσιάζει πολλά οφέλη όπως τον έγκαιρο προγραμματισμό της συντήρησης, τη μείωση του χρόνου επισκευής των συστημάτων, τη μείωση του συνολικού κόστους λειτουργίας του συστήματος και την επαύξηση της ασφάλειας χρήσης του.

Φυσικά, θα πρέπει να ληφθούν υπόψη και οι αντίστοιχοι περιορισμοί χρήσης των υπόψη αλγορίθμων, όπως η προϋπόθεση ότι η ακολουθία και ο συνδυασμός των καταγραφόμενων δεδομένων σε σχέση με τα αποτελέσματα, θα πρέπει να επαναλαμβάνονται και στο μέλλον καθώς και ότι οι αλγόριθμοι είναι δύσκολο έως αδύνατο να εκτιμήσουν την κατάσταση του συστήματος σε περιπτώσεις εμφάνισης ειδικών γεγονότων για τα οποία δεν έχουν εκπαιδευτεί.

12 Βιβλιογραφία

- Ackermann, J., Bartlett, A., Kaesbauer, Siemel, & Steinhauser. (1993). *Robust control: the parameter space approach*. Springer Science & Business Media.
- Aggarwal, C. (2013). Managing and mining sensor data. *Springer Science*.
- Aggarwal, C., Hinneburg, A., & Keim, D. (2001). On the surprising behavior of distance metrics in high dimensional space. *Database Theory*, σσ. 420–434.
- Aggarwal, Charu. (2014). *Data Classification: Algorithms and Applications*. CRC Press.
- Alsyouf, I. (2006). *The Role of Maintenance in Improving Companies' Productivity and Profitability*. Sweden: Department of Mechanical Engineering, School of Technology and Design, Linnaeus University.
- Baldoni, R., & Contenti, M. (2003). The evolution of publish/subscribe communication systems. In *Future Directions in Distributed Computing*. Springer, σσ. 137–141.
- Bechhoefer, E., & Kingsley, M. (2009). A review of time synchronous average algorithms. In *Annual conference of the prognostics and health management society*, (σ. 24).
- Ben-Daya, M., Duffuaa, S., Raouf, A., Knezevic, J., & Ait-Kadi, D. (2009). *Handbook of Maintenance Management and Engineering*. London: Springer.
- Biagetti, T., & Sciubba, E. (2004). Automatic diagnostics and prognostics of energy conversion processes via knowledge-based systems. *Energy*, σσ. 2553–2572.
- Bishop, C. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer Science & Business Media.
- Brotherton, Jahns, Jacobs, & Wroblewski. (2000). Prognosis of faults in gas turbine engines. In *Aerospace Conference Proceedings*, (σσ. 163–171).
- Brownlee, J. (2014). *An Introduction to feature selection. Machine Learning Process*. Ανάκτηση από <http://machinelearningmastery.com/an-introduction-to-feature-selection/>
- Buchmann, & Koldehofe. (2009). Complex event processing. *Information Technology Methoden und innovative Anwendungen der Informatik und Informationstechnik*, σσ. 241–242.
- Bujlow, T., Riaz, T., & Pedersen, J. M. (2012). A method for classification of network traffic based on c5.0 machine learning algorithm. *Computing Networking and Communications (ICNC)*, σσ. 237–241.

- Bunks, C., McCarthy, D., & Al-Ani, T. (2000). Condition-based maintenance of machines using hidden markov models. Στο *Mechanical Systems and Signal Processing* (σσ. 597–612).
- Butler, K. (1996). An expert system based framework for an incipient failure detection and predictive maintenance system. In *International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems*, (σσ. 321–326).
- Carnero, M. (2003). Selection of diagnostic techniques and instrumentation in a predictive maintenance program. *Science Direct*.
- Chen, K.-Y., Chen, L.-S., Chen, M.-C., & Lee, C.-L. (2011). Using svm based method for equipment fault detection in a thermal power plant. *Computers in Industry*, σσ. 42 – 50.
- Chen, Y.-W., Yang, J.-B., & Xu, D.-L. (2013). Uncertain nonlinear system modeling and identification using belief rule-based systems. Στο *Integrated Uncertainty in Knowledge Modelling and Decision Making* (σσ. 209–218). Berlin: Springer.
- Choi, S., Kang, K., Kim, H., & Chang, S. (1995). Development of an on-line fuzzy expert system for integrated alarm processing in nuclear power plants. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, σσ. 1406–1418.
- Danielsson, P.-E. (1980). Euclidean distance mapping. Στο *Computer Graphics and image processing* (σσ. 227–248).
- Dong, M., & He, D. (2007). Hidden semi-markov model-based methodology for multi-sensor equipment health diagnosis and prognosis. *European Journal of Operational Research*, σσ. 858–878.
- Duhamel, P., & Vetterli, M. (1990). Fast fourier transforms: a tutorial review and a state of the art. *Signal processing*, σσ. 259–299.
- Durrett, R. (2010). *Probability: theory and examples*. Cambridge university press.
- Eugster, Felber, & Guer. (2003). The many faces of publish/subscribe. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, σσ. 114–131.
- Frelicot, C. (1996). A fuzzy-based pronostic adaptive system. *Journal européen des systèmes automatisés*, σσ. 281–299.
- Gits, C. (1992). Design of maintenance concepts. *Internat. J. Prod. Econom.*

- Guyon, I., Gunn, S., Nikravesh, M., & Zadeh, L. (2006). *Feature Extraction Foundations and Applications*. Springer.
- Hashemian, & Bean. (2011). State-of-the-art predictive maintenance techniques. *Instrumentation and Measurement*, σσ. 3480–3492.
- Herbaty, F. (1990). *Handbook of Maintenance Management: Cost Effective Practices*. NJ: Noyes Publications.
- Higgins, L., & Mobley, K. (2002). *Maintenance Engineering Handbook*. McGraw-hill.
- Hoof, V., Baert, & Witvrouw. (2004). The best materials for tiny, clever sensors. *Science*, σσ. 986–987.
- Huber, G. (1990). A theory of the effects of advanced information processing technologies on organization design, intelligence and decision making. *Acad. Mgmt. Rev.*, σσ. 47-71.
- Isermann, R., & Münchhof, M. (2010). *Identification of dynamic systems: an introduction with applications*. Springer Science & Business Media.
- Jardine, Lin, & Banjevic. (2006). A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical systems and signal processing*, σσ. 1483–1510.
- Jegou, H., Douze, M., & Schmid, C. (2008). Hamming embedding and weak geometric consistency for large scale image search. Στο E. C. (ECCV). Berlin : Springer.
- Karimi, P., & Jazayeri-Rad, H. (2014). Comparing the fault diagnosis performances of single neural networks and two ensemble neural networks based on the boosting methods. *Journal of Automation and Control*, σσ. 21–32.
- Kohavi, R., & John, G. (1997). Wrappers for feature subset selection. *Artificial Intelligence journal*.
- Levitt, J. (2003). *The Handbook of Maintenance Management*. Industrial Press Inc.
- Liu, H., & Motoda, H. (1998). *Feature Extraction, Construction and Selection: A Data Mining Perspective*. Kluwer Academic.
- Liu, Q., & Dong, M. (2012). Online health management for complex nonlinear systems based on hidden semi-markov model using sequential monte carlo methods. *Mathematical Problems in Engineering*.

- Liu, T., Chen, Z., Zhang, B., Ma, W.-Y., & Wu, G. (χ.χ.). Improving text classification using local latent semantic indexing. *IEEE International on Data Mining (ICDM)*, (σσ. 162–169). 2004.
- Loboda, I., Yepifanov, S., & Feldshtey, Y. (2013). A more realistic scheme of deviation error representation for gas turbine diagnostics. *International Journal of Turbo & Jet-Engines*,.
- Martin, F., Meger, N., Galichet, S., & Becourt, N. (2010). Data-driven prognosis applied to complex vacuum pumping systems. Στο *Trends in Applied Intelligent Systems* (σσ. 468–477). Berlin: Springer.
- Mayer-Schönberger, V., & Cukier, K. (2013). *Big Data-A Revolution That Will Transform How We Live, Work and Think*. Murray.
- Mehta, P., Werner, A., & Mears, L. (2013). Condition based maintenance-systems integration and intelligence using bayesian classification and sensor fusion. *Journal of Intelligent Manufacturing*, σσ. 1–16.
- Mhaskar, H., & Micchelli, C. (1992). Approximation by superposition of sigmoidal and radial basis functions. *Advances in Applied mathematics*, σσ. 350–373.
- Nowaczyk, S., Prytz, R., Rögnvaldsson, T., & Byttner, S. (2013). Towards a machine learning algorithm for predicting truck compressor failures using logged vehicle data. Στο *Scandinavian Conference on Artificial Intelligence* (σσ. 205–214).
- Olivares, B., Cerda Munoz, M., Orchard, M., & Silva, J. (2013). *Particle-filtering-based prognosis framework for energy storage devices*. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*.
- Oppenheimer, C., & Loparo, K. (2002). Physically based diagnosis and prognosis of cracked rotor shafts. *International Society for Optics and Photonics*.
- Peng, Dong, & Zuo. (2010). Current status of machine prognostics in condition-based maintenance: a review. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, σσ. 297–313.
- Quinlan, J. R. (1996). Improved use of continuous attributes in c 4. 5. *Journal of artificial intelligence research*, σσ. 77–90.

- Ray, A., & Bhattacharya, B. (χ.χ.). Module 2-data communication fundamentals. *National Programme on Technology Enhanced Learning (NPTEL)*.
- Reinelt, W., & Ljung, L. (2003). Robust control of identified models with mixed parametric and non-parametric uncertainties. *European journal of control*, σσ. 373–380.
- Sánchez, N., Betanzos, A., & Tombilla, M. (χ.χ.). (2007). Filter Methods for Feature Selection–A Comparative Study. *University of A Coruña, Department of Computer Science*.
- Saxena, A., Celaya, J. R., Saha, B., Saha, S., & Goebel, K. (2009). Evaluating algorithm performance metrics tailored for prognostics. Στο *IEEE Aerospace conference* (σσ. 1–13).
- Si, X.-S., Wang, W., Hu, C.-H., Chen, M.-Y., & Dong-Hua, Z. (2013). A wiener-process-based degradation model with a recursive filter algorithm for remaining useful life estimation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, σσ. 219–237.
- Sutton, & Barto. (1998). *Introduction to reinforcement learning*. MIT Press.
- Swanson, L. (2001). Linking maintenance strategies to performance. *International Journal of Production Economics*, σσ. 237-244.
- Tu, Yam, Tse, & Sun. (2001). An integrated maintenance management system for an advanced manufacturing company. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, σσ. 692–703.
- Uday, K., & Diego, G. (2017). eMaintenance: Essential Electronic Tools for Efficiency. *Elsevier Science*.
- Worsham, W. (2005). *Is Preventive Maintenance Necessary?* Inc: Reliability Center.
- Wu, J.-D., & Liu, C.-H. (2009). An expert system for fault diagnosis in internal combustion engines using wavelet packet transform and neural network. *Expert systems with applications*, σσ. 4278–4286.
- Wu, T. Y., Chen, J., & Wang, C. X. (2012). Characterization of gear faults in variable rotating speed using hilbert-huang transform and instantaneous dimensionless frequency normalization. *Mechanical Systems and Signal Processing*, σσ. 103–122.
- Yu, S.-Z. (2010). Hidden semi-markov models. *Artificial Intelligence*, σσ. 215–243.
- Zadeh, L. (1965). Fuzzy sets. *Information and control*, σσ. 338–353.

- Zhang, M.-L., & Zhou, Z.-H. (2007). MI-knn: A lazy learning approach to multilabel learning. *Pattern recognition*, σσ. 2038–2048.
- Zhang, Xiong, Liu, Zou, & Guo. (2010). Bearing fault diagnosis using multi-scale entropy and adaptive neuro-fuzzy inference. *Expert Systems with Applications*, σσ. 6077–6085.
- Zhou, Hu, Zhang, Xu, & Chen. (2013). Hidden behavior prediction of complex systems based on hybrid information. *IEEE Transactions on Cybernetics*, σσ. 402-411.
- Μπακούρος, Ι. (2002). *Αξιοπιστία και Συντήρηση Τεχνολογικών Συστημάτων*.
- Τσώλη, Α. (2007). *Μεθοδολογίες Συντήρησης Μηχανών και Σύγχρονες Τάσεις*. Αθήνα.