



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΑΥΤΟΜΑΤΙΣΜΟΥ»

Μεταπτυχιακή Εργασία

**ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΒΛΑΒΩΝ ΕΝΣΦΑΙΡΩΝ ΤΡΙΒΕΩΝ ΜΕ
ΤΗΝ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ
ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ ΠΥΚΝΟΤΗΤΑΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ**

ΑΝΔΡΕΑΣ ΚΥΡΙΑΖΗΣ

Επιβλέπων: Καθηγητής ΙΩΑΝΝΗΣ ΑΝΤΩΝΙΑΔΗΣ

ΑΘΗΝΑ 2013

Περίληψη

Η παρούσα μεταπτυχιακή διπλωματική εργασία εντάσσεται στην ευρύτερη περιοχή της προβλεπτικής και διαγνωστικής συντήρησης μηχανολογικού εξοπλισμού και ειδικότερα εστιάζει στη διαγνωστική βλαβών ένσφαιρων τριβέων (ρουλεμάν). Το συγκεκριμένο είδος εξοπλισμού χρησιμοποιείται σε μεγάλο εύρος εφαρμογών, οπότε η επιτυχής ανίχνευση φθορών σε αρχικό στάδιο και η έγκαιρη διορθωτική παρέμβαση οδηγούν σε βελτίωση των σταδίων της παραγωγής, μείωση του χρόνου αποκατάστασης και σημαντικά οικονομικά οφέλη.

Η διαγνωστική διαδικασία αντιμετωπίζεται ως ένα γενικότερο πρόβλημα ταξινόμησης από πληθώρα “αυτόματων” διαγνωστικών μεθόδων που έχουν αναπτυχθεί τα τελευταία χρόνια. Στα πλαίσια της παρούσης εργασίας ακολουθείται η ίδια προσέγγιση και προτείνονται δύο διαγνωστικές τεχνικές, η μέθοδος των *κ πλησιέστερων γειτόνων* (*k nearest neighbors-kNN*) και η μέθοδος των *Πιθανολογικών Νευρωνικών Δικτύων* (*Probabilistic Neural Networks-PNN*). Οι παραπάνω μέθοδοι επιλύουν το διαγνωστικό πρόβλημα υπολογίζοντας τις πιθανότητες για υγιή λειτουργία ή εμφάνιση κάποιας βλάβης. Ο υπολογισμός των πιθανοτήτων επιτυγχάνεται μέσω μη παραμετρικών μεθόδων εκτίμησης της πυκνότητας πιθανότητας.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται αποτελούνται από πραγματικά και προσομοιωμένα χρονικά σήματα κραδασμών μαζί με τις περιβάλλουσες τους και τα αντίστοιχα φάσματα. Από τα σήματα αυτά εξάγονται κατάλληλες διαγνωστικές παράμετροι, τόσο στο πεδίο του χρόνου (στατιστικές παράμετροι) όσο και στο πεδίο των συχνοτήτων (ενεργειακοί δείκτες κραδασμών), που αποτελούν τη διαχειρίσιμη πληροφορία των προτεινόμενων διαγνωστικών μεθόδων σχηματίζοντας αντίστοιχα διανύσματα τιμών. Οι παράμετροι που προέρχονται από τα προσομοιωμένα σήματα αφιερώνονται για την εκπαίδευση των προτεινόμενων μεθόδων ενώ αυτές που προέρχονται από τα πραγματικά σήματα χρησιμοποιούνται στην αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας των μεθόδων. Για τους σκοπούς της παρούσης εργασίας έχουν θεωρηθεί δεδομένα που αφορούν υγιή λειτουργία όπως επίσης και δεδομένα που αφορούν βλάβη στον εξωτερικό καθώς και στον εσωτερικό δακτύλιο.

Η διαγνωστική διαδικασία χωρίζεται σε δύο ανεξάρτητα μεταξύ τους στάδια. Στο πρώτο στάδιο γίνεται ανίχνευση της γενικότερης κατάστασης του εξεταζόμενου ένσφαιρου τριβέα, δηλαδή αν παρουσιάζει υγιή λειτουργία ή λειτουργία με βλάβη. Το δεύτερο στάδιο εκτελείται μόνο στην περίπτωση βλάβης, όπου σκοπός είναι να προσδιοριστεί το είδος της. Οι δύο προτεινόμενες μέθοδοι αναπτύσσονται και στα δύο στάδια διάγνωσης, ενώ η υλοποίησή τους γίνεται ξεχωριστά για τα δύο είδη παραμέτρων που έχουν οριστεί προηγουμένως. Λόγω του μεγάλου αριθμού των στατιστικών παραμέτρων εφαρμόζονται δύο διαφορετικές τεχνικές μείωσης της διάστασης των διανυσμάτων τους, κάτι που δεν ακολουθείται όμως στην περίπτωση των ενεργειακών δεικτών.

Η ανάπτυξη της kNN μεθόδου περιλαμβάνει και μία παραμετρική μελέτη με σκοπό την εύρεση της βέλτιστης αρχιτεκτονικής της, έχοντας ως κριτήριο τη διαγνωστική επίδοση. Τέλος, δίνονται τα συμπεράσματα που εξήχθησαν από τη μελέτη που διεξήχθη καθώς και προτάσεις για περαιτέρω διερεύνηση.

Abstract

The current M.Sc. thesis falls in the area of predictive and diagnostic maintenance of mechanical equipment and more specifically to that of ball bearing diagnosis. This kind of machine element covers a broad range of industrial applications and the ability to detect accurately the presence of early faults can lead to an improvement to the productivity, reduction of downtime and economical benefits.

Fault diagnosis is treated as a problem of pattern recognition and a plethora of automated diagnostic methods have been developed the past few years. For the purposes of the current work, two diagnostic techniques are proposed, namely the k nearest neighbors and the Probabilistic Neural Network. These methods provide their final conclusion through the calculation of probabilities for healthy operation or fault occurrence. This calculation is achieved by means of non parametric probability density estimation.

The utilized data consist of real and simulated raw vibration signals together with their corresponding envelope signals and power spectrums. They correspond to healthy bearing operation, operation with an outer race fault as well as operation with an inner race fault. Feature extraction is performed in order to acquire appropriate diagnostic parameters. More precisely, time-domain statistical parameters and frequency-domain vibration energies are selected and fed to the proposed diagnostic methods above. The parameters that originate from the simulated signals are used for the training of the methods while the parameters from the real signals are utilized for the validation procedure.

The diagnostic task is separated in two independent stages. The first one is focused to the bearing condition detection, that is if it presents healthy or faulty operation. The second stage is executed in case of faulty operation and its purpose is to identify the kind of fault. The two diagnostic methods are implemented for both stages and their implementation is done for both types of the extracted diagnostic parameters. Also, in the case of the statistical parameters, two dimensionality reduction techniques are introduced.

During the development of the kNN method a parametric study is performed in order to find an optimized architecture based on the diagnostic efficiency. Finally, the conclusions drawn from the above study together with recommendations for future research are provided.

Ευχαριστίες

Στο σημείο αυτό θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου στον επιβλέποντα Καθηγητή Δρ. Ι. Αντωνιάδη για την καθοδήγηση και συμβολή του στον καθορισμό και στην υλοποίηση των κατευθύνσεων της παρούσης μεταπτυχιακής διπλωματικής εργασίας.

Επίσης ευχαριστώ θερμά το μέλος του Εργαστηρίου Δυναμικής και Κατασκευών και υπάλληλο ΙΔΑΧ του Ε.Μ.Π., Δρ. Χ. Γιακόπουλο, τόσο για την πολύτιμη βοήθεια, επικοινωνιακή συνεργασία και κρίσιμες συμβουλές του όσο και για την αμέριστη συμπαράσταση και ενδιαφέρον που επέδειξε, χωρίς τα οποία η εκπόνηση και ολοκλήρωση της παρούσης εργασίας θα ήταν ιδιαίτερα δυσχερείς.

Θα ήθελα, τέλος, να ευχαριστήσω τον Καθηγητή Δρ. Δ. Μανωλάκο και τον Αναπληρωτή Καθηγητή Γ.Χ. Βοσνιάκο για τη συμμετοχή τους στην επιτροπή κρίσεως της εργασίας.

Πίνακας Περιεχομένων

Κατάλογος Σχημάτων	i
Κατάλογος Πινάκων.....	ii
1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	1-1
1.1 Παραδοσιακές μέθοδοι συντήρησης.....	1-1
1.2 Προβλεπτική ή Διαγνωστική συντήρηση.....	1-2
1.3 Δομή της εργασίας.....	1-4
2 ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΜΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΙΚΩΝ ΔΙΑΓΝΩΣΤΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ.....	2-1
2.1 Εισαγωγή.....	2-1
2.2 Ταξινόμηση προτύπου με βάση το νόμο του Bayes	2-1
2.3 Μη παραμετρική εκτίμηση πυκνότητας πιθανότητας	2-2
2.4 Εκτιμητής kNN.....	2-4
2.4.1 Ταξινομητής kNN	2-4
2.5 Εκτιμητής κατά Parzen	2-6
2.5.1 Δομή Πιθανολογικού Νευρωνικού Δικτύου	2-7
3 ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΚΑΙ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	3-1
3.1 Εισαγωγή.....	3-1
3.2 Περιγραφή πραγματικών δεδομένων και επεξεργασία αυτών	3-1
3.2.1 Διαδικασίες επεξεργασίας πραγματικών δεδομένων και εξαγωγής κατάλληλων παραμέτρων	3-6
3.3 Περιγραφή προσομοιωμένων δεδομένων και επεξεργασία αυτών.....	3-10
3.3.1 Διαδικασίες επεξεργασίας προσομοιωμένων δεδομένων και εξαγωγής κατάλληλων παραμέτρων	3-16
3.4 Ανακεφαλαίωση.....	3-17
4 ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΔΙΑΓΝΩΣΤΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΓΙΑ ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ ΥΓΕΙΑΣ ΕΝΣΦΑΙΡΟΥ ΤΡΙΒΕΑ	4-1
4.1 Εισαγωγή.....	4-1
4.2 Πρώτο στάδιο διάγνωσης (Στάδιο 1).....	4-2

4.2.1	Εφαρμογή των διαγνωστικών μεθόδων με χρήση στατιστικών παραμέτρων-Αποτελέσματα	4-3
4.2.2	Εφαρμογή των διαγνωστικών μεθόδων με χρήση ενεργειακών παραμέτρων- Αποτελέσματα	4-11
4.3	Δεύτερο στάδιο διάγνωσης (Στάδιο 2).....	4-13
4.3.1	Εφαρμογή των διαγνωστικών μεθόδων με χρήση στατιστικών παραμέτρων-Αποτελέσματα	4-13
4.3.2	Εφαρμογή των διαγνωστικών μεθόδων με χρήση ενεργειακών παραμέτρων-Αποτελέσματα	4-19
4.4	Ανακεφαλαίωση.....	4-20
5	ΑΝΑΚΕΦΑΛΑΙΩΣΗ-ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ-ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ	5-1
5.1	Ανακεφαλαίωση-Συμπεράσματα	5-1
5.2	Προτάσεις για περαιτέρω διερεύνηση	5-3
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ		B-1
	Ξενόγλωσση Βιβλιογραφία	B-1
	Ελληνική Βιβλιογραφία.....	B-2
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ		
I	ΔΥΝΑΜΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΚΑΙ ΑΠΟΚΡΙΣΗΣ ΕΝΣΦΑΙΡΟΥ ΤΡΙΒΕΑ	I-1
I.1	Μηχανισμός Βλάβης.....	I-1
I.2	Προσομοίωση δυναμικής απόκρισης.....	I-2
II	ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕΙΩΣΗΣ ΔΙΑΣΤΑΣΗΣ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΟΣ.....	II-1
II.1	Η τεχνική DET (Distance Evaluation Technique)	II-1
II.2	Η τεχνική LLE (Locally Linear Embedding).....	II-3

Κατάλογος Σχημάτων

Σχήμα 2.1. Παράδειγμα ταξινόμησης με τη μέθοδο kNN	2-5
Σχήμα 2.2. Γενική αρχιτεκτονική δικτύου PNN.....	2-8
Σχήμα 3.1. Η εγκατάσταση δοκιμών του Case Western Reserve University.....	3-2
Σχήμα 3.2. Διαδικασία αποδιαμόρφωσης μέσω μετασχηματισμού Hilbert.....	3-3
Σχήμα 3.3. Αρχικό χρονικό σήμα (Raw signal) και φάσμα αυτού για βλάβη εξωτερικού δακτυλίου με επίπεδο ‘σοβαρότητας’ 0.1778 mm (0.007 ίντσες) και BPFO 106 Hz.	3-4
Σχήμα 3.4. Περιβάλλουσα (Envelope signal) σήματος του Σχήματος 3.3.....	3-4
Σχήμα 3.5. Αρχικό χρονικό σήμα (Raw signal) και φάσμα αυτού για βλάβη εσωτερικού δακτυλίου με επίπεδο ‘σοβαρότητας’ 0.1778 mm (0.007 ίντσες) και BPFI 160 Hz.	3-5
Σχήμα 3.6. Περιβάλλουσα (Envelope signal) σήματος του Σχήματος 3.5.....	3-5
Σχήμα 3.7. Αρχικό χρονικό σήμα (Raw signal)	3-6
Σχήμα 3.8. Περιβάλλουσα (Envelope signal) σήματος του Σχήματος 3.7.....	3-6
Σχήμα 3.9. Προσομοιωμένο αρχικό χρονικό σήμα και φάσμα αυτού.	3-13
Σχήμα 3.10. Περιβάλλουσα (Envelope signal) σήματος του Σχήματος 3.9.....	3-13
Σχήμα 3.11. Προσομοιωμένο αρχικό χρονικό σήμα και φάσμα αυτού.	3-14
Σχήμα 3.12. Περιβάλλουσα (Envelope signal) σήματος του Σχήματος 3.11.....	3-14
Σχήμα 3.13. Προσομοιωμένο αρχικό χρονικό σήμα και φάσμα αυτού.	3-15
Σχήμα 3.14. Περιβάλλουσα (Envelope signal) σήματος του Σχήματος 3.13.....	3-16
Σχήμα 4.1. Διάγραμμα ροής της διαγνωστικής διαδικασίας.....	4-2
Σχήμα 4.2. Παράδειγμα ταξινόμησης μεθόδου kNN στο πρώτο στάδιο.....	4-8
Σχήμα 4.3. Παράδειγμα ταξινόμησης μεθόδου kNN στο πρώτο στάδιο.....	4-12
Σχήμα 4.4. Παράδειγμα ταξινόμησης μεθόδου kNN στο δεύτερο στάδιο διάγνωσης, για test case βλάβης εξωτερικού δακτυλίου κάνοντας χρήση στατιστικών παραμέτρων. .	4-16
Σχήμα 4.5. Παράδειγμα ταξινόμησης μεθόδου kNN στο δεύτερο στάδιο διάγνωσης, .	4-20
Σχήμα I.1. Απεικόνιση των κρουστικών παλμών της Εξίσωσης (I.3)	I-2
Σχήμα I.2. Απεικόνιση των κρουστικών παλμών της Εξίσωσης (I.4)	I-3
Σχήμα I.3. Κατανομή ακτινικού φορτίου περιφερειακά του ένσφαιρου τριβέα.....	I-3
Σχήμα I.4. Κατανομή ακτινικού φορτίου περιφερειακά του ένσφαιρου τριβέα.....	I-4
Σχήμα I.5. Απόκριση γραμμικού μηχανικού συστήματος ενός βαθμού ελευθερίας	I-5

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 3.1. Τεχνικά χαρακτηριστικά εξεταζόμενου ένσφαιρου τριβέα	3-2
Πίνακας 3.2. Τα τέσσερα διαφορετικά σημεία λειτουργίας της εγκατάστασης δοκιμών και οι αντίστοιχες συχνότητες περιστροφής και συχνότητες βλαβών.....	3-2
Πίνακας 3.3. Τιμές σταθερών παραμέτρων και για τα δύο δυναμικά μοντέλα ένσφαιρων τριβέων ανεξαρτήτου λειτουργίας και είδους βλάβης.....	3-11
Πίνακας 3.4. Τιμές σταθερών παραμέτρων του δυναμικού μοντέλου λειτουργίας	3-11
Πίνακας 3.5. Τιμές χαρακτηριστικών συχνοτήτων για χρήση και από τα δύο μοντέλα προσομοίωσης βλαβών.....	3-11
Πίνακας 3.6. Μεταβλητές παράμετροι δυναμικού μοντέλου λειτουργίας	3-12
Πίνακας 3.7. Μεταβλητές παράμετροι δυναμικού μοντέλου λειτουργίας	3-12
Πίνακας 3.8. Παράμετροι για δημιουργία σημάτων υγιούς λειτουργίας.....	3-15
Πίνακας 4.1. Επιλεγμένες στατιστικές παράμετροι από την τεχνική DET	4-5
Πίνακας 4.2. Επιλεγμένες στατιστικές παράμετροι από την τεχνική DET	4-5
Πίνακας 4.3. Επιλεγμένες στατιστικές παράμετροι από την τεχνική DET που αφορούν συνδυασμό χρονικών σημάτων και περιβαλλουσών (Raw+Envelope signals).....	4-5
Πίνακας 4.4. «Δομικά» χαρακτηριστικά μεθόδου kNN	4-5
Πίνακας 4.5. Αποτελέσματα μεθόδου kNN με χρήση στατιστικών παραμέτρων	4-7
Πίνακας 4.6. Αποτελέσματα μεθόδου PNN με χρήση στατιστικών παραμέτρων.....	4-10
Πίνακας 4.7. Αποτελέσματα μεθόδου PNN και kNN με χρήση ενεργειακών παραμέτρων. Πρώτο στάδιο διάγνωσης.	4-12
Πίνακας 4.8. Επιλεγμένες στατιστικές παράμετροι από την τεχνική DET με πηγή προέλευσης τα άμεσα χρονικά σήματα (Raw signals). Στάδιο 2.	4-14
Πίνακας 4.9. Επιλεγμένες στατιστικές παράμετροι από την τεχνική DET με πηγή προέλευσης τα σήματα περιβαλλουσών (Envelope signals). Στάδιο 2.....	4-14
Πίνακας 4.10. Επιλεγμένες στατιστικές παράμετροι από την τεχνική DET με πηγή προέλευσης το συνδυασμό χρονικών σημάτων και περιβαλλουσών	4-14
Πίνακας 4.11. Αποτελέσματα μεθόδου kNN με χρήση στατιστικών παραμέτρων	4-17
Πίνακας 4. 12. Αποτελέσματα μεθόδου PNN με χρήση στατιστικών παραμέτρων.....	4-18
Πίνακας 4.13. Αποτελέσματα μεθόδου PNN και kNN με χρήση ενεργειακών παραμέτρων. Δεύτερο στάδιο διάγνωσης.....	4-20

1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στη σημερινή έντονη πραγματικότητα της παγκοσμιοποίησης των αγορών, η χρήση πολύπλοκων μηχανολογικών διατάξεων και σύνθετου εξοπλισμού από παραγωγικές βιομηχανίες έχει καταστεί αναγκαιότητα προκειμένου να μπορούν να αντιμετωπίσουν τον ολοένα αυξανόμενο ανταγωνισμό. Η επίτευξη της επιβίωσης και της συνεχούς ανάπτυξης για μία επιχείρηση επιτυγχάνεται από την ικανότητά της να μπορεί να καινοτομεί με ρυθμούς ταχύτερους και πιο αποτελεσματικούς από τους αντιπάλους της. Στο πλαίσιο αυτό εντάσσονται και οι τεχνικές που αποσκοπούν στη βέλτιστη διαχείριση του μηχανολογικού της εξοπλισμού, κομμάτι της οποίας διαχείρισης περιλαμβάνει και τη συντήρηση που επιτελείται σ' αυτόν.

1.1 Παραδοσιακές μέθοδοι συντήρησης

Οι διαδικασίες συντήρησης όλων των παραγωγικών μηχανικών διατάξεων μίας βιομηχανίας αποτελούν έναν από τους κυριότερους τομείς δραστηριοτήτων της. Το συνεπαγόμενο κόστος που τις συνοδεύει αποτελεί ένα σημαντικό ποσοστό του συνολικού κόστους των παραγόμενων προϊόντων ή υπηρεσιών, επομένως η αποδοτικότερη οργάνωση αυτών των διαδικασιών, μέσω της καλύτερης επόπτευσης του μηχανολογικού εξοπλισμού, μπορεί να οδηγήσει σε μείωση του κόστους με συνακόλουθη βελτίωση της οικονομοτεχνικής απόδοσης όλης της βιομηχανικής εγκατάστασης. Οι παραδοσιακές μέθοδοι συντήρησης περιλαμβάνουν ένα ευρύ φάσμα τεχνικών και προσεγγίσεων και κατατάσσονται στις εξής κατηγορίες:

α) Διορθωτική ή επισκευαστική συντήρηση (corrective maintenance)

Αποτελεί τη μία από τις δύο παραδοσιακές μορφές συντήρησης και η λογική της είναι ιδιαίτερα απλή. Σύμφωνα μ' αυτήν ο εξοπλισμός λειτουργεί αδιαλείπτως μέχρι την εμφάνιση κάποιας βλάβης οπότε παρίσταται ανάγκη αποκαταστάσεώς της. Η πρακτική αυτή εμφανίζεται να είναι πολύ απλή στην προσέγγιση της και δυνητικά αποτελεσματική αλλά μόνο σε περιπτώσεις όπου ο εξοπλισμός είναι καινούριος ή η διακοπή λειτουργίας του δεν έχει σημαντικές επιπτώσεις στην παραγωγική διαδικασία, ειδάλως αποτελεί την δαπανηρότερη μορφή συντήρησης. Τα κύρια κόστη που συνδέονται μ' αυτήν είναι η διατήρηση σημαντικού αποθέματος ανταλλακτικών, υψηλό εργατικό κόστος αποκατάστασης (π.χ. υπερωρίες, εξωτερικοί ειδικοί κτλ.) και μεγάλοι νεκροί χρόνοι με συνέπεια τη μικρή διαθεσιμότητα της εγκατάστασης.

β) Προληπτική συντήρηση (preventive maintenance)

Αποτελεί τη δεύτερη παραδοσιακή μορφή συντήρησης, η κεντρική ιδέα της οποίας είναι η ένταξη των διαδικασιών της σε ένα χρονικά προγραμματιζόμενο πλαίσιο. Οι δραστηριότητες συντήρησης προγραμματίζονται είτε με βάση τις ώρες λειτουργίας του μηχανολογικού εξοπλισμού είτε με βάση το χρονικό διάστημα που έχει παρέλθει από την προμήθειά του. Η λογική αυτής της μεθόδου ακολουθεί τη γενικότερη διαπίστωση ότι οι ρυθμοί φθοράς των μηχανικών στοιχείων παρουσιάζουν μία πορεία εμφάνισης και εξέλιξης που εξαρτάται ουσιαστικά από το χρόνο λειτουργίας τους. Επομένως ο προγραμματισμός των διαστημάτων συντήρησης μπορεί να γίνει κυρίως από τον κατασκευαστή του εξοπλισμού

βασιζόμενοι στην εμπειρία του και σε μικρότερο βαθμό από τη χρήση και τήρηση συστηματικών αρχείων της εγκατάστασης. Μ' αυτόν τον τρόπο οι διαδικασίες συντήρησης μπορούν να εφαρμοστούν σε νεκρούς χρόνους λειτουργίας έχοντας παράλληλα φροντίσει για την έγκαιρη παραγγελία των αντίστοιχων ανταλλακτικών.

Δυστυχώς όμως στην πράξη η προσέγγιση της προληπτικής συντήρησης αντιμετωπίζει συχνά πολλά προβλήματα. Κατ' αρχάς σε πολλές περιπτώσεις υπάρχει μεγάλη διαφοροποίηση των συνθηκών λειτουργίας του εξοπλισμού από τις προδιαγεγραμμένες, με αποτέλεσμα το υλικό να οδηγείται σε πρόωρες αστοχίες που δεν είναι τόσο εύκολο να υπολογιστούν εκ των προτέρων. Επιπλέον σε πολλές κατηγορίες του χρησιμοποιούμενου εξοπλισμού δεν υπάρχουν τεχνικές οδηγίες ή δεδομένα σχετικά με τον αριθμό των επιτρεπτών ωρών ή γενικότερα του χρονικού διαστήματος ασφαλούς λειτουργίας. Εξαιτίας των παραπάνω οι κατασκευαστές αναγκάζονται να κάνουν πολύ συντηρητικούς υπολογισμούς σχετικά με τις επιτρεπτές ώρες λειτουργίας του εξοπλισμού αυξάνοντας όμως το κόστος συντήρησης και καθυστερώντας τη συνολική παραγωγική διαδικασία λόγω αναιτίως επιβαλλόμενων διαστημάτων επισκευής όταν δεν υπάρχει πραγματική ανάγκη.

Όπως παρουσιάστηκε παραπάνω οι παραδοσιακές μέθοδοι συντήρησης εμφανίζουν αρκετά μειονεκτήματα, με αποτέλεσμα ένα μεγάλο ποσοστό (περίπου το 1/3) του συνολικού κόστους τους να μπορούσε να αποφευχθεί καθώς οφείλεται σε μη απαραίτητες ή αναποτελεσματικές δράσεις. Πέραν όμως από την επίδραση στο συνολικό κόστος, η αναποτελεσματικότητα της συντήρησης έχει αρνητικές επιπτώσεις και σε άλλες παραγωγικές απαιτήσεις ή παραμέτρους, όπως για παράδειγμα στην ασφάλεια του προσωπικού και των εγκαταστάσεων, στην δέσμευση για συμμόρφωση με τους νέους κανόνες μείωσης των περιβαλλοντικών επιπτώσεων, στην προσπάθεια διατήρησης της ποιότητας των παραγόμενων προϊόντων κ.α. Ο κυριότερος παράγοντας που επιτρέπει την συνέχιση της αναποτελεσματικότητας είναι η έλλειψη πραγματικών δεδομένων από μεριάς του παρακολουθούμενου μηχανικού εξοπλισμού. Η τυχόν διάθεση σημαντικής ποσότητας πραγματικών δεδομένων θα μπορούσε να επιτρέψει τη σωστή λήψη απόφασης για επισκευή ή συντήρηση με βάση τεκμηριωμένα ποσοτικά κριτήρια.

1.2 Προβλεπτική ή Διαγνωστική συντήρηση

Λόγω των παραπάνω μειονεκτημάτων και δυσκολιών που παρουσιάζουν οι παραδοσιακές μέθοδοι συντήρησης, τα τελευταία χρόνια έχει αναπτυχθεί ένα σύνολο μεθόδων και τεχνολογιών η φιλοσοφία του οποίου στηρίζεται στην εκτίμηση της πραγματικής φυσικής κατάστασης λειτουργίας του εξοπλισμού. Ο στόχος είναι η σταδιακή μετατόπιση των διαδικασιών συντήρησης από τις απλές αλλά κοστοβόρες και χρονοβόρες εργασίες αποκατάστασης-επισκευής σε διαδικασίες πρόβλεψης βασισμένες σε σωστές διαγνώσεις σχετικά με την κατάσταση υγείας του εξοπλισμού και την ύπαρξη τυχόν βλάβης σε συγκεκριμένο στοιχείο του. Η νέα αυτή προσέγγιση αποτελεί την κατηγορία της προβλεπτικής ή διαγνωστικής συντήρησης (predictive maintenance), η εφαρμογή της οποίας σε διάφορες βιομηχανίες ανά τον κόσμο οδήγησε σε σημαντικά οφέλη στους εξής τομείς:

- Σημαντική μείωση του συνολικού κόστους συντήρησης.
- Μείωση των νεκρών χρόνων λειτουργίας καθώς και των καταστροφών των μηχανών.
- Μείωση των αποθεμάτων ανταλλακτικών καθώς και του εργατικού κόστους μέσω μείωσης των υπερωριών.

- Αύξηση της διάρκειας ζωής των μηχανών με παράλληλη αύξηση της παραγωγικότητας και συνεπακόλουθα των κερδών.

Η παρούσα διπλωματική εργασία εντάσσεται στην ευρύτερη περιοχή της προβλεπτικής συντήρησης και της διάγνωσης βλαβών εστιάζοντας στην υποκατηγορία του στρεφόμενου μηχανολογικού εξοπλισμού που αφορά τους ένσφαιρους τριβείς (ρουλεμάν). Η συγκεκριμένη κατηγορία μηχανολογικών στοιχείων βρίσκεται σε πάρα πολλούς τομείς εφαρμογών, π.χ. αυτοκινητοβιομηχανίες, αεροδιαστημικές βιομηχανίες κτλ., και χρησιμοποιείται ως ο συνδετικός κρίκος μεταξύ ακίνητων και κινητών μερών μίας μηχανής. Η ανίχνευση τυχόν φθοράς σε αρχικό στάδιο είναι άκρως σημαντική καθώς μπορούν να αποφευχθούν καταστροφικές βλάβες που οδηγούν απότομη παύση λειτουργίας της μηχανής, μεγάλους χρόνους αποκατάστασης της ορθής λειτουργίας και σημαντικές οικονομικές ζημιές από τη μικρή διαθεσιμότητα της όλης εγκατάστασης. Επομένως η υλοποίηση αποτελεσματικών διαγνωστικών συστημάτων για έγκαιρη εύρεση και αναγνώριση μιας αρχόμενης βλάβης μπορεί να συμβάλλει στη μεγαλύτερη διαθεσιμότητα της εγκατάστασης, στην αύξηση της παραγωγικής διαδικασίας και στην αποφυγή σημαντικού κόστους συντήρησης αποκατάστασης.

Η διαδικασία της διάγνωσης βλαβών ένσφαιρων τριβέων αντιμετωπίζεται ως ένα πρόβλημα ταξινόμησης (ή αλλιώς αναγνώρισης προτύπων) μεταξύ προκαθορισμένων κλάσεων ενδιαφέροντος και αποτελείται από τα εξής βήματα:

1. Εφαρμογή μετρητικών τεχνικών ώστε να προσκτηθούν τα κατάλληλα μεγέθη και δεδομένα που θα χρησιμεύσουν για την μετέπειτα πορεία.
2. Εξαγωγή κατάλληλων διαγνωστικών παραμέτρων, που σχετίζονται με τη λειτουργική κατάσταση του εξεταζόμενου μηχανικού στοιχείου, μέσω επεξεργασίας των μετρήσεων.
3. Ανίχνευση και αναγνώριση της λειτουργικής κατάστασης του μηχανικού στοιχείου μέσω 'αυτόματων' μεθόδων διάγνωσης που χρησιμοποιούν τις παραπάνω παραμέτρους.

Η σωστή εφαρμογή των μετρητικών τεχνικών απαιτεί την ορθή ανάπτυξη ενός μετρητικού συστήματος με σκοπό την απρόσκοπτη και ορθή λειτουργία του. Προκειμένου να επιτευχθεί αυτό είναι απαραίτητο να έχουν ήδη επιλεγεί τα μεγέθη που θα μετρηθούν, να έχουν προσδιοριστεί οι θέσεις λήψεως των μετρήσεων και να έχει επιλεγεί ο κατάλληλος μετρητικός εξοπλισμός. Η επιλογή των μετρούμενων μεγεθών γίνεται με κριτήριο την ικανότητα τους να χαρακτηρίζουν την λειτουργική κατάσταση του μηχανολογικού στοιχείου ενδιαφέροντος ενώ οι θέσεις λήψεως των μετρήσεων επιλέγονται με βάση την ευκολία πρόσβασης και τοποθέτησης του εξοπλισμού σ' αυτές. Για τη διάγνωση βλαβών ένσφαιρων τριβέων ο πιο διαδεδομένος τύπος μετρήσεων αφορά τους κραδασμούς. Η επιλογή αυτή έγκειται στο γεγονός ότι η παρουσία μίας φθοράς ή βλάβης στο σώμα του τριβέα επιφέρει αλλαγή στη δυναμική του συμπεριφορά, η οποία μεταβιβάζεται στη μηχανική δομή του προκαλώντας μεταβολή των κραδασμών στους οποίους υπόκειται. Επομένως τα σήματα των κραδασμών φέρουν μέσα τους εκείνη την πληροφορία που μπορεί να επιτρέψει την εύρεση της υποβόσκουσας βλάβης. Ο μετρητικός εξοπλισμός που χρησιμοποιείται για τη μέτρηση κραδασμών περιλαμβάνει κατάλληλα αισθητήρια (επιταχυνσιόμετρα), τα οποία βασίζονται σε διάφορα φυσικά φαινόμενα, π.χ. πιεζοηλεκτρικό φαινόμενο, ώστε να επιτύχουν τη συλλογή των δεδομένων. Το σημερινό επίπεδο τεχνολογίας έχει επιτρέψει την παραγωγή τέτοιων μετρητικών οργάνων σε προσιτές τιμές ώστε να προτιμώνται σε πληθώρα εφαρμογών. Άλλοι τύποι μετρητικών τεχνικών που χρησιμοποιούνται είναι η τριβολογική ανάλυση, οι υπέρηχοι, η θερμογραφία, τα δινορεύματα κτλ., οι οποίες όμως μέθοδοι παρουσιάζουν προβλήματα εφαρμογής είτε λόγω ιδιαίτερα δαπανηρού εξοπλισμού που

απαιτείται και δυσκολιών εκπαίδευσης του προσωπικού που τον χειρίζεται είτε λόγω περιορισμών που αφορούν τον εντοπισμό συγκεκριμένων κατηγοριών βλαβών.

Στις περισσότερες περιπτώσεις τα άμεσα μετρούμενα μεγέθη δεν είναι ευκόλως ερμηνεύσιμα σε μια διαδικασία διάγνωσης, οπότε η δυνατότητα για απευθείας χρήση τους είναι αρκετά περιορισμένη. Καθίσταται επομένως αναγκαίο να εφαρμοστούν κάποιες τεχνικές επεξεργασίας των δεδομένων των μετρήσεων με στόχο την παραγωγή κατάλληλων διαγνωστικών παραμέτρων (feature vector extraction). Αυτές θα περιέχουν όλη τη διαγνωστική πληροφορία και θα αναπαριστούν την κατάσταση λειτουργίας του εξεταζόμενου μηχανικού στοιχείου σχετιζόμενες με τα αίτια κάθε συγκεκριμένης βλάβης. Επιπλέον η επεξεργασία των μετρήσεων συμβάλλει στη μείωση των εξωτερικών επιδράσεων και του τυχαίου θορύβου που υπεισέρχονται σε κάθε μετρούμενη τιμή. Χαρακτηριστικά παραδείγματα μεθόδων επεξεργασίας που ακολουθούνται στην περίπτωση των μετρούμενων κραδασμών, για διάγνωση βλαβών σε ένσφαιρους τριβείς, είναι τα εξής:

- Παραγωγή αδιάστατων στατιστικών παραμέτρων απ' ευθείας από τα χρονικά σήματα κραδασμών ή τις περιβάλλουσες τους μέσω απλών αριθμητικών πράξεων, οι οποίες λαμβάνουν υπόψη τους την κυματομορφή των σημάτων.
- Ανάλυση με μετασχηματισμό Fourier τόσο των χρονικών σημάτων όσο και των περιβαλλουσών με στόχο την απομόνωση συγκεκριμένων φασματικών περιοχών στις οποίες βρίσκονται χαρακτηριστικές συχνότητες που σχετίζονται με κατηγορίες βλαβών.
- Ανάλυση κυματιδίων (wavelet analysis), κυκλοστάσιμη ανάλυση, στατιστική φασματική ανάλυση ανώτερης τάξης, μορφολογική ανάλυση, μέθοδοι ARMA κτλ.

Οι παραγόμενες διαγνωστικές παράμετροι αποτελούν την πληροφορία που διαχειρίζονται οι 'αυτόματες' μέθοδοι διάγνωσης προκειμένου να εξάγουν το τελικό διαγνωστικό τους συμπέρασμα σχετικά με την λειτουργική κατάσταση του εξεταζόμενου μηχανικού στοιχείου και το είδος της βλάβης που μπορεί να έχει υποστεί. Μία τυπική περίπτωση ενός αυτοματοποιημένου συστήματος διάγνωσης αποτελεί το μοντέλο αναφοράς ορθής λειτουργίας (Reference Model Based Diagnosis). Η λογική αυτής της μεθόδου συνίσταται στην σύγκριση των λαμβανόμενων μετρήσεων από τα όργανα με μετρήσεις που προέρχονται από ένα υπολογιστικό μοντέλο υγιούς λειτουργίας της εγκατάστασης που περιέχει το εξεταζόμενο μηχανικό στοιχείο. Οποιαδήποτε παρέκκλιση μεταξύ των συγκρινόμενων μετρήσεων αποτελεί ένδειξη βλάβης και η κατεύθυνση των παρεκκλίσεων δύναται να προσδιορίζει το είδος της βλάβης.

Στην περίπτωση της διάγνωσης βλαβών ένσφαιρων τριβέων έχουν προταθεί και αναπτυχθεί πληθώρα αυτοματοποιημένων διαγνωστικών μεθόδων, που προέρχονται από τον ευρύτερο χώρο της Τεχνητής-Υπολογιστικής Νοημοσύνης και αντιμετωπίζουν τη διαγνωστική διαδικασία ως ένα πρόβλημα ταξινόμησης. Χαρακτηριστικά παραδείγματα τέτοιων μεθόδων αποτελούν τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks), τα Έμπειρα Συστήματα (Expert Systems), η Ασαφής Λογική (Fuzzy Logic), οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines) κ.α.

1.3 Δομή της εργασίας

Με βάση όσα έχουν ήδη παρουσιαστεί, η παρούσα διπλωματική αναπτύσσεται και δομείται, όπως περιγράφεται παρακάτω, στα εξής κεφάλαια.

Στο δεύτερο κεφάλαιο παρουσιάζονται, μαζί με το θεωρητικό τους υπόβαθρο, οι δύο προτεινόμενες ‘αυτόματες’ διαγνωστικές μέθοδοι, η μέθοδος των *κ πλησιέστερων γειτόνων* (*k nearest neighbors-kNN*) και η μέθοδος των *Πιθανολογικών Νευρωνικών Δικτύων* (*Probabilistic Neural Networks-PNN*), οι οποίες προέρχονται και αυτές από τον χώρο της Υπολογιστικής Νοημοσύνης. Κύριο χαρακτηριστικό τους είναι το γεγονός ότι αποτελούν προσεγγίσεις του βέλτιστου ταξινομητή με βάση το νόμο του Bayes, επομένως εξάγουν το τελικό τους συμπέρασμα έχοντας υπολογίσει για κάποιο διάνυσμα στατιστικών παραμέτρων τις υπό συνθήκη πιθανότητες να ανήκει στις κλάσεις ενδιαφέροντος. Ο υπολογισμός αυτός επιτελείται μέσω μη παραμετρικών μεθόδων εκτίμησης της πυκνότητας πιθανότητας. Προκειμένου οι μέθοδοι αυτές να μπορέσουν να επιτελέσουν την εργασία τους απαιτείται να έχει προηγηθεί η εκπαίδευση τους με κατάλληλα δεδομένα και πληροφορία.

Στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα διαθέσιμα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν τόσο για την εκπαίδευση των μεθόδων (training) όσο και για τον έλεγχο της αξιοπιστίας τους (validation ή testing). Τα αρχικά δεδομένα αποτελούνται από πραγματικά και από προσομοιωμένα χρονικά σήματα κραδασμών, τα τελευταία εκ των οποίων προκύπτουν μέσω ενός δυναμικού μοντέλου απόκρισης ένσφαιρου τριβέα. Τόσο τα πραγματικά όσο και τα προσομοιωμένα σήματα, μαζί με τις περιβάλλουσες και τα φάσματά τους, υπόκεινται σε περαιτέρω επεξεργασία, που επεξηγείται λεπτομερώς, ώστε να εξαχθούν οι κατάλληλες παράμετροι που αποτελούν την διαχειρίσιμη πληροφορία των διαγνωστικών μεθόδων. Οι παράμετροι αυτοί αποτελούνται από στατιστικά μεγέθη καθώς και ενεργειακούς δείκτες, τα οποία σχηματίζουν διανύσματα τιμών. Σημειώνεται ότι στην περίπτωση των στατιστικών μεγεθών επιτελείται επιπλέον μία διαδικασία κανονικοποίησης των αντίστοιχων τιμών τους ώστε να εμπλουτιστεί περισσότερο η διαθέσιμη πληροφορία. Τα διανύσματα των παραμέτρων που προέρχονται από τα πραγματικά σήματα αφορούν την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας των μεθόδων (test vectors ή test patterns), ενώ τα διανύσματα των παραμέτρων που προέρχονται από τα προσομοιωμένα σήματα αφιερώνονται αποκλειστικά για την εκπαίδευση των μεθόδων (training vectors ή training patterns).

Στο τέταρτο κεφάλαιο αναπτύσσονται λεπτομερώς τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή των προτεινόμενων διαγνωστικών μεθόδων για την εκτίμηση της λειτουργικής κατάστασης του ένσφαιρου τριβέα, από τον οποίο προέρχονταν τα πραγματικά δεδομένα. Η ανάπτυξη των μεθόδων γίνεται ξεχωριστά τόσο για τα διανύσματα των στατιστικών παραμέτρων όσο και για αυτά των ενεργειακών παραμέτρων. Λόγω του μεγάλου πλήθους των θεωρούμενων στατιστικών μεγεθών (11 τον αριθμό) και της επαγόμενης μεγάλης διάστασης των αντίστοιχων διανυσμάτων, εφαρμόζονται δύο διαφορετικές τεχνικές μείωσης της διάστασης. Η παραπάνω διαδικασία εκτελείται λόγω του γεγονότος ότι μειώνεται η ικανότητα γενίκευσης, και συνεπακόλουθα η επίδοση, ενός οποιουδήποτε ταξινομητή, όταν καλείται να διαχειριστεί διανύσματα μεγάλης διάστασης. Οι τεχνικές μείωσης εφαρμόζονται για όλες τις διαθέσιμες τιμές των στατιστικών παραμέτρων (κανονικοποιημένες ή μη). Αντιθέτως στην περίπτωση των θεωρούμενων ενεργειακών δεικτών δεν ακολουθείται αυτή η προσέγγιση λόγω του μικρού τους πλήθους (4 τον αριθμό), απλώς δημιουργούνται, πέραν του κανονικού 4-διάστατου διανύσματος, επιπλέον δύο ζευγάρια διανυσμάτων των δύο ενεργειακών τιμών το καθένα (2-διάστατα). Επίσης γίνεται μία παραμετρική μελέτη όσον αφορά την διαγνωστική μέθοδο kNN, στην οποία μεταβάλλεται ο αριθμός των θεωρούμενων πλησιέστερων γειτόνων καθώς και το είδος της μεταξύ τους απόστασης, με σκοπό την εύρεση της βέλτιστης αρχιτεκτονικής της μεθόδου σε όρους διαγνωστικής απόδοσης. Η διαγνωστική διαδικασία εκτελείται σε δύο ανεξάρτητα στάδια. Στο μεν πρώτο οι μέθοδοι αποφαίνονται αν ο ένσφαιρος τριβέας παρουσιάζει βλάβη ή υγιή κατάσταση ενώ το δεύτερο στάδιο εκτελείται μόνο στην περίπτωση ύπαρξης βλάβης,

όπου οι μέθοδοι καλούνται να βρουν το είδος της. Για τους σκοπούς της εργασίας έχουν θεωρηθεί τύποι φθοράς που αφορούν βλάβη εξωτερικού δακτυλίου και βλάβη εσωτερικού δακτυλίου. Η εκτέλεση των δύο σταδίων ακολουθεί ακριβώς την ίδια λογική όσον αφορά την ανάπτυξη και την υλοποίηση των μεθόδων, με μόνη διαφορά την χρησιμοποιούμενη κάθε φορά πληροφορία όπως εξηγείται ενδελεχώς.

Στο πέμπτο και τελευταίο κεφάλαιο παρουσιάζεται μία ανακεφαλαίωση της παρούσης διπλωματικής μαζί με τα συμπεράσματα που εξήχθησαν από τις εφαρμογές που εκτελέστηκαν. Επίσης δίνονται κάποιες προτάσεις για περαιτέρω διερεύνηση των θεμάτων που εξετάστηκαν.

Τέλος στα δύο παραρτήματα που ακολουθούν δίνονται, εν συντομία, το υπολογιστικό μοντέλο δυναμικής απόκρισης ένσφαιρου τριβέα με όλη τη θεωρία που το διέπει καθώς και οι αλγόριθμοι με τις μαθηματικές σχέσεις των δύο τεχνικών μείωσης της διάστασης ενός διανύσματος.

2 ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΜΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΙΚΩΝ ΔΙΑΓΝΩΣΤΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ

2.1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο θα παρουσιαστεί το θεωρητικό υπόβαθρο των προτεινόμενων διαγνωστικών μεθόδων, οι οποίες, όπως αναφέρθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, αντιμετωπίζουν τη διαγνωστική διαδικασία ως ένα πρόβλημα ταξινόμησης (ή αλλιώς αναγνώρισης προτύπων) που επιλύεται με χρήση πιθανοτήτων. Οι συγκεκριμένες μέθοδοι τροφοδοτούνται με τα διανύσματα των διαγνωστικών παραμέτρων που προκύπτουν από τα διαθέσιμα σήματα κραδασμών και τις περιβάλλουσες τους, ώστε να εξάγουν το τελικό τους συμπέρασμα. Είναι απαραίτητο επομένως να οριστούν οι εξής βασικές έννοιες που θα χρησιμοποιηθούν στο υπόλοιπο του κεφαλαίου:

- i) Θεωρείται το σύνολο $\Omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_C)$ που περιέχει τις C δυνατές κλάσεις ταξινόμησης του εκάστοτε εξεταζόμενου προβλήματος.
- ii) Θεωρείται ένα άγνωστο διάνυσμα παραμέτρων διάστασης n (ή αλλιώς πρότυπο (pattern) προς κατάταξη), έστω $x \in R^n$, το οποίο πρέπει να καταταχθεί σε μία από τις θεωρούμενες κλάσεις ενδιαφέροντος από τις προτεινόμενες μεθόδους.
- iii) Θεωρείται το σύνολο $T = (x^1, x^2, \dots, x^N)$, με $x^q \in R^n$, των προτύπων που χρησιμοποιούνται από τις μεθόδους ταξινόμησης για την εκπαίδευσή τους.

2.2 Ταξινόμηση προτύπου με βάση το νόμο του Bayes

Το πρότυπο x κατατάσσεται επομένως στην κλάση ω_i για την οποία η τιμή της εκ των υστέρων (a posteriori) υπό συνθήκη πιθανότητας έχει τη μέγιστη τιμή έναντι των υπολοίπων, δηλαδή θα πρέπει να ισχύει η παρακάτω σχέση:

$$P(\omega_i | x) > P(\omega_j | x), \quad i, j = 1, 2, \dots, C \text{ και } i \neq j \quad (2.1)$$

όπου $P(\omega_i | x)$ είναι η a posteriori υπό συνθήκη πιθανότητα η ω_i να είναι η σωστή κλάση ταξινόμησης δεδομένου του x .

Αν χρησιμοποιηθεί ο νόμος του Bayes η a posteriori υπό συνθήκη πιθανότητα μπορεί να γραφεί ως:

$$P(\omega_i | x) = \frac{p(x | \omega_i) P(\omega_i)}{p(x)} \quad (2.2)$$

όπου $P(\omega_i)$ είναι η εκ των προτέρων (a priori) πιθανότητα εμφάνισης της κλάσης ω_i και $p(x|\omega_i)$ είναι η υπό συνθήκη συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας του x δεδομένης της εκάστοτε κλάσης ταξινόμησης. Πρακτικά η ποσότητα αυτή εκφράζει την πιθανοτική κατανομή του προτύπου x όταν βρίσκεται μέσα στην κάθε κλάση ενδιαφέροντος. Τέλος, $p(x)$ είναι η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας του x , η οποία, μέσω του τύπου της ολικής πιθανότητας, θα ισούται με:

$$p(x) = \sum_{i=1}^C P(\omega_i) p(x|\omega_i) \quad (2.3)$$

και η οποία επίσης εκφράζει την πιθανοτική κατανομή του x σε όλο το διανυσματικό χώρο, περιλαμβάνοντας τώρα όλες τις κλάσεις ενδιαφέροντος και όχι κάθε μία ξεχωριστά. Η Εξίσωση (2.1) με τη χρήση της Εξίσωσης (2.2) μπορεί να γραφεί ως:

$$\frac{p(x|\omega_i)P(\omega_i)}{p(x)} > \frac{p(x|\omega_j)P(\omega_j)}{p(x)}, \quad i, j = 1, 2, \dots, C \text{ και } i \neq j \quad (2.4)$$

Θεωρώντας το γεγονός ότι είναι εξίσου πιθανό να έχουμε την εμφάνιση οποιασδήποτε κλάσης, οι a priori πιθανότητες εμφάνισης τους τίθενται ομοιόμορφες και ίσες με την τιμή

$$P(\omega_i) = \frac{1}{C} \quad (2.5)$$

Επίσης η ποσότητα $p(x)$ είναι κοινός όρος στην Εξίσωση (2.4) και έχει την ίδια τιμή ανεξαρτήτως κλάσης, οπότε μπορεί να παραλειφθεί. Άρα η Εξίσωση (2.4), με βάση τις δύο παραπάνω θεωρήσεις, καταλήγει στην παρακάτω σχέση:

$$p(x|\omega_i) > p(x|\omega_j), \quad i, j = 1, 2, \dots, C \text{ και } i \neq j \quad (2.6)$$

Επομένως, η εφαρμογή του νόμου του Bayes, εναπόκειται στην εκτίμηση των παραπάνω συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας της Εξίσωσης (2.4) που αντιστοιχούν σε πιθανοτικές κατανομές, και της μεταξύ τους σύγκρισης ώστε να καταλήξει στο τελικό συμπέρασμα. Περισσότερες λεπτομέρειες για την διαδικασία ταξινόμησης με χρήση του νόμου του Bayes δίνονται από τους Webb (2002) και Theodoridis & Koutroumbas (2003).

2.3 Μη παραμετρική εκτίμηση πυκνότητας πιθανότητας

Στην πλειονότητα των περιπτώσεων η κατανομή πιθανότητας του προτύπου x δεν είναι κάποιας γνωστής μορφής που μπορεί να προκαθοριστεί μέσω συγκεκριμένων παραμέτρων. Επομένως, σε τέτοιες συνθήκες, εφαρμόζονται μη παραμετρικές μέθοδοι εκτίμησης πυκνότητας πιθανότητας (ή αλλιώς εκτίμησης πιθανοτικής κατανομής) που βασίζονται στα διαθέσιμα δεδομένα εκπαίδευσης των μεθόδων.

Το σημείο έναρξης όλων των μεθόδων αυτού του τύπου, θεωρεί ότι το πρότυπο x βρίσκεται ακριβώς στο κέντρο μίας πολύ μικρής περιοχής A του διανυσματικού χώρου R^n , δηλαδή $x \in A$ με $A \subset R^n$. Η πιθανότητα για ένα οποιοδήποτε άλλο πρότυπο, που προέρχεται από τα πρότυπα εκπαίδευσης, του χώρου R^n να βρίσκεται μέσα στην περιοχή A θα δίνεται από τον τύπο:

$$P = \int_A p(x) dx \quad (2.7)$$

Αν η περιοχή A θεωρηθεί όσο το δυνατόν μικρότερη, τότε η ποσότητα $p(x)$ μπορεί να ληφθεί πρακτικά σταθερή, οπότε η Εξίσωση (2.7) γράφεται ως εξής:

$$P \approx p(x) \int_A dx = p(x) V_A \quad (2.8)$$

όπου V_A είναι ο όγκος της περιοχής A στον διανυσματικό χώρο R^n .

Έστω τώρα ότι υπάρχουν N διαθέσιμα πρότυπα εκπαίδευσης. Η πιθανότητα P_k^* να ανήκουν στην περιοχή A ακριβώς k από τα πρότυπα αυτά, θα δίνεται από τη διωνυμική κατανομή σύμφωνα με τον τύπο:

$$P_k^* = \binom{N}{k} P^k (1-P)^{N-k} \quad (2.9)$$

Για μεγάλη τιμή του πλήθους N η πιθανότητα P διαμορφώνεται ως εξής:

$$P = \frac{k}{N} \quad (2.10)$$

Συνδυάζοντας τις Εξισώσεις (2.8) και (2.10) προκύπτει ο παρακάτω τύπος για την συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας του x :

$$p(x) = \frac{k}{NV_A} \quad (2.11)$$

που βεβαίως αποτελεί μία προσέγγιση της πραγματικής τιμής. Όσο $N \rightarrow \infty$ και $V_A \rightarrow 0$ η τιμή $p(x)$ που υπολογίζεται από την Εξίσωση (2.11) θα προσεγγίζει την πραγματική.

Με βάση την Εξίσωση (2.11) μπορούν να υλοποιηθούν οι εξής δύο διαφορετικές τεχνικές για την εκτίμηση της πιθανοτικής κατανομής, οι οποίες μεταβάλλουν διαφορετική μεταβλητή κάθε φορά:

- i) Παραμένουν σταθερά ο αριθμός k και το πλήθος N των προτύπων, μεταβαλλόμενου όμως του όγκου V_A της θεωρούμενης περιοχής. Η συγκεκριμένη προσέγγιση οδηγεί στον εκτιμητή k πλησιέστερων γειτόνων, που θα αναφέρεται ως kNN εκτιμητής.
- ii) Παραμένουν σταθερά ο όγκος V_A της θεωρούμενης περιοχής και το πλήθος N των προτύπων, μεταβαλλόμενου όμως του αριθμού k . Η συγκεκριμένη προσέγγιση οδηγεί στον εκτιμητή κατά Parzen.

Περισσότερες λεπτομέρειες για τις μη παραμετρικές μεθόδους εκτίμησης πυκνότητας πιθανότητας δίνονται από τους *Marques de Sá (2001)*, *Kuncheva (2004)* και *Bishop (2006)*.

2.4 Εκτιμητής kNN

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, στην παρούσα τεχνική, μεταβάλλεται ο όγκος V_A της θεωρούμενης περιοχής μέχρι να συμπεριλάβει μέσα του τον σταθερό αριθμό k των προτύπων που έχει προδιαγραφεί από πριν. Αυτά τα πρότυπα θα αποτελούν τους k πλησιέστερους γείτονες του προτύπου x από το σύνολο των N διαθέσιμων. Το «σχήμα» του όγκου V_A εξαρτάται από το είδος της απόστασης που θα χαρακτηρίζει το πρότυπο x με κάποιο γείτονα του x^q (που προέρχεται από τα N πρότυπα εκπαίδευσης). Οι συνηθέστερες επιλογές είναι οι κάτωθι δυο:

α) Η Ευκλείδεια απόσταση που ορίζεται ως εξής:

$$Euclidean = \left(\sum_{z=1}^n (x_z^q - x_z)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2.12)$$

β) Η CityBlock απόσταση (ή Manhattan distance) που ορίζεται ως εξής:

$$CityBlock = \sum_{z=1}^n |x_z^q - x_z| \quad (2.13)$$

Τόσο το είδος της απόστασης που επιλέγεται όσο και ο αριθμός k των πλησιέστερων γειτόνων επηρεάζουν άμεσα τον όγκο V_A , το οποίο με τη σειρά του έχει άμεση επίπτωση στην ποιότητα της εκτίμησης της κατανομής. Καλά αποτελέσματα εξάγονται για τιμές του k ούτε πολύ μικρές ούτε πολύ μεγάλες. Ο εκτιμητής kNN μπορεί να χρησιμοποιηθεί και σε προβλήματα ταξινόμησης σχεδόν απευθείας, ακολουθώντας τη λογική που περιγράφεται παρακάτω.

2.4.1 Ταξινομητής kNN

Το σύνολο N των θεωρούμενων προτύπων αποτελείται από όλα τα διαθέσιμα διανύσματα εκπαίδευσης με στοιχεία τις διαγνωστικές παραμέτρους που εξάγονται από την επεξεργασία των χρονικών σημάτων κραδασμών και των περιβαλλουσών τους. Δεδομένου ενός προτύπου x , εντοπίζονται οι k πλησιέστεροι γείτονες σ' αυτό ανεξαρτήτως της κλάσης στην οποία ανήκουν. Η μέθοδος kNN ταξινομεί το παραπάνω πρότυπο σ' εκείνη την κλάση στην οποία ανήκει η πλειοψηφία από τους k γείτονες του x . Το παραπάνω προκύπτει με βάση τους παρακάτω συλλογισμούς.

Η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας του προτύπου x δίνεται από την Εξίσωση (2.11) και αποτελεί την άνευ όρων πιθανοτική κατανομή του (unconditional pdf). Έστω ότι στη θεωρούμενη περιοχή A υπάρχουν k_i πρότυπα από την κλάση ω_i . Τότε η υπό συνθήκη συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας του x δεδομένης της ω_i κλάσης ταξινόμησης θα δίνεται από τη σχέση:

$$p(x|\omega_i) = \frac{k_i}{N_i V_A} \quad (2.14)$$

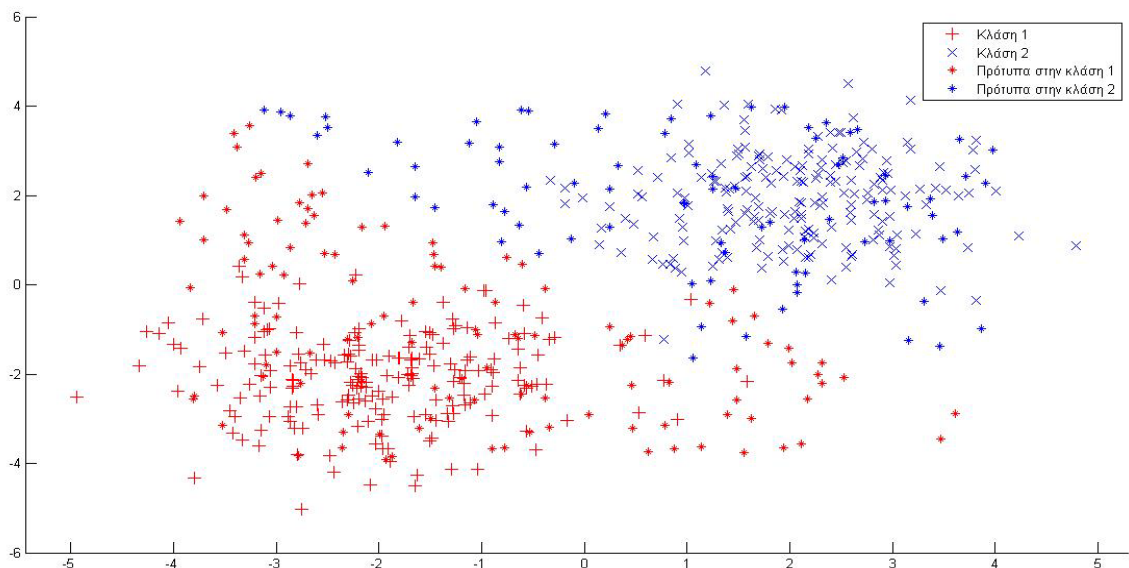
όπου N_i είναι το πλήθος των προτύπων που ανήκουν στην κλάση ω_i από το σύνολο N , ενώ η a priori πιθανότητα εμφάνισης της κλάσης ω_i θεωρείται ίση με:

$$P(\omega_i) = \frac{N_i}{N} \quad (2.15)$$

Με βάση τα παραπάνω η Εξίσωση (2.2), μέσω των Εξισώσεων (2.11), (2.14) και (2.15), θα καταλήγει στο εξής:

$$P(\omega_i|x) = \frac{p(x|\omega_i)P(\omega_i)}{p(x)} = \frac{\frac{k_i}{N_i V_A} \frac{N_i}{N}}{\frac{k}{N V_A}} = \frac{k_i}{k} \quad (2.16)$$

Επομένως η κλάση με την μεγαλύτερη τιμή λόγου, που δίνεται από την Εξίσωση (2.16), θα είναι αυτή στην οποία θα κατατάσσεται το εκάστοτε εξεταζόμενο πρότυπο. Ο ταξινομητής kNN πλησιάζει το βέλτιστο Bayesian ταξινομητή καθώς $N \rightarrow \infty$ και $V_A \rightarrow 0$. Σε περίπτωση που η μέθοδος καταλήξει σε ισοηφία μεταξύ κλάσεων υπάρχουν διάφορες τεχνικές για την τελική εκλογή μίας απ' αυτές, όπως η στάθμιση με βάρη των αποστάσεων μεταξύ των γειτόνων, η εύρεση του πλησιέστερου μέσου προτύπου κάθε κλάσης κτλ. Στο Σχήμα 2.1 παρουσιάζεται ένα ενδεικτικό παράδειγμα ταξινόμησης με χρήση της μεθόδου kNN, το οποίο αφορά ένα πρόβλημα δύο κλάσεων ενδιαφέροντος με αριθμό πλησιέστερων γειτόνων ίσο με τρία. Περισσότερες λεπτομέρειες σχετικά με τον εκτιμητή kNN αλλά και την αντίστοιχη μέθοδο ταξινόμησης δίνονται από τους *Bishop (2006)* και *Kuncheva (2004)*.



Σχήμα 2.1. Παράδειγμα ταξινόμησης με τη μέθοδο kNN για πρόβλημα 2 κλάσεων και $k=3$

2.5 Εκτιμητής κατά Parzen

Η συγκεκριμένη τεχνική αποτελεί την δεύτερη επιλογή που μπορεί να ακολουθηθεί για να εκτιμηθεί η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας κάποιου προτύπου x . Στην περίπτωση αυτή διατηρούμε σταθερό τον όγκο V_A της θεωρούμενης περιοχής A καθώς και το πλήθος N των προτύπων εκπαίδευσης, μεταβάλλοντας όμως τον αριθμό k των προτύπων που βρίσκονται μέσα σ' αυτήν. Προκειμένου να επιτευχθούν τα παραπάνω, γίνονται οι εξής θεωρήσεις:

- i) Η περιοχή A θεωρείται ως ένας υπερκύβος n διαστάσεων με ακμές μήκους h , στο κέντρο του οποίου βρίσκεται το πρότυπο x . Επομένως ο όγκος V_A θα ισούται με:

$$V_A = h^n \quad (2.17)$$

- ii) Προκειμένου να καταμετράται ο αριθμός των προτύπων εκπαίδευσης που βρίσκονται μέσα στον υπερκύβο A , ορίζεται η παρακάτω συνάρτηση πυρήνα (kernel function) που ονομάζεται επίσης και παράθυρο Parzen (Parzen window):

$$\varphi(u) = \begin{cases} 1 & \text{εάν } |u_i| \leq \frac{1}{2}, \forall i = 1, 2, \dots, n \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (2.18)$$

Από την Εξίσωση (2.18) γίνεται φανερό ότι η ποσότητα $\varphi\left(\frac{x - x^q}{h}\right)$ θα είναι ίση με τη

μονάδα, όταν το πρότυπο εκπαίδευσης x^q θα βρίσκεται μέσα στον υπερκύβο A με ακμή h , ο οποίος περιέχει στο κέντρο του το πρότυπο x . Σε οποιαδήποτε άλλη περίπτωση θα ισούται με το μηδέν. Οπότε ο συνολικός αριθμός των προτύπων που μπορεί να βρίσκονται μέσα στον A θα δίνεται από τη σχέση:

$$k = \sum_{q=1}^N \varphi\left(\frac{x - x^q}{h}\right) \quad (2.19)$$

Επομένως η Εξίσωση (2.11), μέσω των Εξισώσεων (2.17) και (2.19), θα καταλήγει στην εξής μορφή:

$$p(x) = \frac{1}{N} \sum_{q=1}^N \frac{1}{h^n} \varphi\left(\frac{x - x^q}{h}\right) \quad (2.20)$$

Η συνάρτηση πυρήνα (ή αλλιώς παράθυρο Parzen) είναι συμμετρική, όπως διαπιστώνεται εύκολα από τον τύπο της (βλ. Εξίσωση (2.18)), άρα με βάση αυτό μπορεί να επαναπροσδιοριστεί ο ορισμός της Εξίσωσης (2.20). Δηλαδή αντί να θεωρείται ο υπερκύβος της περιοχής A , με κέντρο του το πρότυπο x , από τον οποίο λαμβάνεται το πλήθος k των προτύπων εκπαίδευσης που βρίσκονται μέσα του και συνεπακόλουθα η συνάρτηση

πυκνότητας πιθανότητας $p(x)$, μπορεί τώρα να θεωρηθεί η Εξίσωση (2.20) ως το άθροισμα N περιοχών με σχήμα υπερκύβου (όπως η A προηγουμένως) οι οποίες θα περιέχουν στα κέντρα τους τα N πρότυπα εκπαίδευσης.

Η συνάρτηση πυρήνα (ή αλλιώς παράθυρο Parzen), όπως φαίνεται από την Εξίσωση (2.18), παρουσιάζει ασυνέχειες στα σημεία του πεδίου ορισμού της που βρίσκονται στα όρια των θεωρούμενων υπερκύβων. Λόγω αυτού η εκτιμώμενη πυκνότητα πιθανότητας θα παρουσιάζει τις ίδιες ασυνέχειες, γεγονός το οποίο είναι σχετικά ανεπιθύμητο. Είναι δυνατό να οριστεί μία καινούρια συνάρτηση πυρήνα που θα επιτρέπει την εξαγωγή μιας πιο ‘ομαλής’ εκτίμησης της πυκνότητας πιθανότητας, η οποία όμως θα πρέπει να ικανοποιεί τις παρακάτω συνθήκες:

$$\varphi(u) \geq 0 \quad (2.21)$$

$$\int_{R^n} \varphi(u) du = 1 \quad (2.22)$$

Η πιο συνηθισμένη επιλογή για ‘ομαλή’ συνάρτηση πυρήνα είναι η κανονική (Gaussian) συνάρτηση, οπότε η Εξίσωση (2.20) παίρνει την μορφή:

$$p(x) = \frac{1}{N} \sum_{q=1}^N \frac{1}{2\pi^{\frac{n}{2}} h^n} \exp\left(-\frac{\|x - x^q\|^2}{2h^2}\right) \quad (2.23)$$

Επίσης, η παράμετρος h αντικαθίσταται από την τυπική απόκλιση σ της Gaussian συνάρτησης, οπότε η Εξίσωση (2.23) καταλήγει ως εξής:

$$p(x) = \frac{1}{2\pi^{\frac{n}{2}} \sigma^n N} \sum_{q=1}^N \exp\left(-\frac{\|x - x^q\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.24)$$

Ο εκτιμητής κατά Parzen υλοποιείται με τη βοήθεια της δομής του Πιθανολογικού Νευρωνικού Δικτύου (Probabilistic Neural Network-PNN) όταν πρόκειται να χρησιμοποιηθεί σε προβλήματα ταξινόμησης. Περισσότερες λεπτομέρειες σχετικά με τη μέθοδο εκτίμησης κατά Parzen δίνονται από τους *Marques de Sá (2001)* και *Bishop (2006)*.

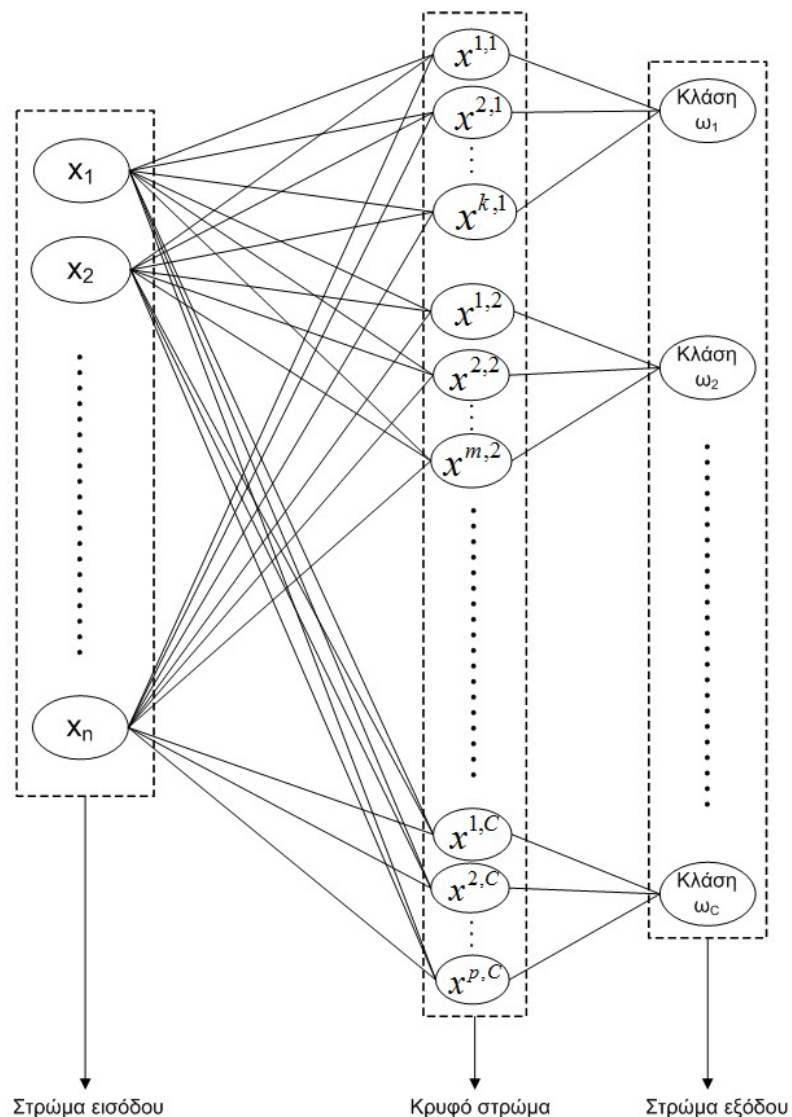
2.5.1 Δομή Πιθανολογικού Νευρωνικού Δικτύου

Τα Πιθανολογικά Νευρωνικά Δίκτυα (ή αλλιώς PNN) εντάσσονται στην ευρύτερη οικογένεια των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων εμπρόσθιας τροφοδότησης (Feed Forward Neural Networks-FFNN). Η κύρια διαφορά τους με τα κλασικά FFNN έγκειται στο γεγονός ότι τα PNN δεν χρειάζονται εκπαίδευση με τον αλγόριθμο ανάστροφης διάδοσης (backpropagation algorithm), καθώς αυτή επιτυγχάνεται απευθείας με την αποθήκευση των προτύπων εκπαίδευσης στη δομή τους. Το PNN αποτελείται από τρία (3) διακριτά στρώματα (layers) και η αρχιτεκτονική του απεικονίζεται στο Σχήμα 2.2.

Το πρώτο στρώμα (στρώμα εισόδου) αποτελείται από τόσους κόμβους, όση είναι και η διάσταση, π.χ. n , των προτύπων (διανύσματα) εισόδου που το δίκτυο καλείται να ταξινομήσει. Κάθε κόμβος αντιστοιχεί και σε ένα στοιχείο του εκάστοτε προτύπου.

Το δεύτερο στρώμα (κρυφό στρώμα) αποτελείται από τόσους κόμβους, όσα είναι και τα διαθέσιμα πρότυπα (διανύσματα) εκπαίδευσης, π.χ. N , επομένως κάθε ένας εξ' αυτών θα αντιστοιχεί σε ένα πρότυπο εκπαίδευσης. Μεταξύ των κόμβων του κρυφού στρώματος και του στρώματος εισόδου υπάρχει πλήρης διασύνδεση γιατί η αρχική πληροφορία (διάνυσμα εισόδου) πρέπει να διαμοιραστεί σε όλους τους κόμβους του κρυφού στρώματος ώστε να εκτελεστούν οι απαιτούμενοι υπολογισμοί.

Τέλος, το στρώμα εξόδου αποτελείται από τόσους κόμβους όσες και οι κλάσεις ταξινόμησης, π.χ. C . Η έξοδος του κάθε κόμβου αυτού του στρώματος παρέχει την πιθανότητα για το πρότυπο εισόδου να ανήκει στην αντίστοιχη κλάση που αντιπροσωπεύει ο κόμβος αυτός, η οποία πιθανότητα θα δίνεται από το νόμο του Bayes σύμφωνα με την Εξίσωση (2.2). Κάθε κόμβος του κρυφού στρώματος θα συνδέεται με έναν μόνο κόμβο του στρώματος εξόδου λόγω του ότι το πρότυπο εκπαίδευσης (που αντιστοιχεί στον κόμβο του κρυφού στρώματος) ανήκει σε μόνο μία κλάση από τις θεωρούμενες.



x_i : i -οστό στοιχείο του προτύπου εισόδου x διάστασης n

$x^{q,r}$: q -οστό πρότυπο εκπαίδευσης διάστασης n που ανήκει στην κλάση r

Σχήμα 2.2. Γενική αρχιτεκτονική δικτύου PNN

Ο κάθε κόμβος του κρυφού επιπέδου θα υλοποιεί τη σύγκριση μεταξύ του προτύπου εισόδου και του προτύπου εκπαίδευσης (που αντιστοιχεί σ' αυτόν τον κόμβο) με τη χρήση της Gaussian συνάρτησης πυρήνα του εκτιμητή κατά Parzen. Για να επεξηγηθεί πιο εύκολα η

πορεία των υπολογισμών ο όρος $\exp\left(-\frac{\|x - x^{q,r}\|^2}{2\sigma_r^2}\right)$ μπορεί να γραφεί ως εξής:

$$\exp\left(-\frac{\|x - x^{q,r}\|^2}{2\sigma_r^2}\right) = \exp\left(\frac{1}{\sigma_r^2} \left[x^T x^{q,r} - \frac{1}{2} (\|x\|^2 + \|x^{q,r}\|^2) \right]\right) \quad (2.25)$$

όπου x το πρότυπο εισόδου προς κατάταξη, $x^{q,r}$ το q -οστό πρότυπο εκπαίδευσης που αντιστοιχεί στην κλάση r , σ_r η τυπική απόκλιση των Gaussian συναρτήσεων πυρήνα για τους κόμβους του κρυφού στρώματος, $x^T x^{q,r}$ το εσωτερικό γινόμενο μεταξύ x και $x^{q,r}$ και η νόρμα των διανυσμάτων δίνεται ως:

$$\|x\| = \sqrt{x^T x} \quad (2.26)$$

Επομένως ένας κόμβος του κρυφού στρώματος υπολογίζει πρώτα το εσωτερικό γινόμενο μεταξύ του προτύπου εισόδου και του προτύπου εκπαίδευσης. Από αυτό το γινόμενο αφαιρεί το ημιάθροισμα των τετραγώνων της κάθε νόρμας και πολλαπλασιάζει την προκύπτουσα τιμή με την αντίστροφη της διασποράς σ_r^2 της κλάσης r , στην οποία αντιστοιχεί ο κρυφός κόμβος. Τέλος, το αποτέλεσμα που εξάγεται από όλες τις παραπάνω πράξεις υψώνεται στον αριθμό e για να προκύψει η τελική τιμή της Εξίσωσης (2.25).

Στον κάθε κόμβο του στρώματος εξόδου υλοποιούνται οι πράξεις που περιγράφονται παρακάτω. Στην αρχή αθροίζονται όλες οι παραγόμενες τιμές που εξάγονται από τους κόμβους του κρυφού στρώματος, οι οποίοι ανήκουν στην κλάση που αντιστοιχεί στον κόμβο εξόδου, προκύπτοντας η εξής ποσότητα:

$$\sum_{q=1}^{N_r} \exp\left(-\frac{\|x - x^{q,r}\|^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (2.27)$$

όπου N_r το πλήθος των προτύπων εκπαίδευσης (και ακολούθως των κόμβων του κρυφού επιπέδου) που ανήκουν στην κλάση r . Το παραπάνω άθροισμα πολλαπλασιάζεται με τον όρο

$\frac{1}{2\pi^2 \sigma_r^n N_r}$ ώστε να προκύψει η $p(x|\omega_r)$ σύμφωνα με την Εξίσωση (2.24) της εκτίμησης

πυκνότητας πιθανότητας κατά Parzen. Τέλος, η ποσότητα $p(x|\omega_r)$ πολλαπλασιάζεται με

την α priori πιθανότητα εμφάνισης της κλάσης r $P(\omega_r) = \frac{1}{C}$, η οποία λαμβάνεται ίση για

όλες τις κλάσεις ενδιαφέροντος. Επομένως, με τους παραπάνω υπολογισμούς έχουμε σαν τελικό εξαγόμενο την εξής σχέση:

$$p(x|\omega_r)P(\omega_r) = \frac{P(\omega_r)}{2\pi^{\frac{n}{2}}\sigma_r^n N_r} \sum_{q=1}^{N_r} \exp\left(-\frac{\|x - x^{q,r}\|^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (2.28)$$

που αποτελεί τον αριθμητή του νόμου Bayes (βλ. Εξίσωση (2.2)) και μπορεί να θεωρηθεί ίση με την τιμή $P(\omega_r|x)$, μιας και η ποσότητα $p(x)$ είναι κοινός όρος και έχει σταθερή τιμή οπότε μπορεί να παραλειφθεί.

Για τον προσδιορισμό της τυπικής απόκλισης κάθε κλάσης ταξινόμησης χρησιμοποιείται ο τύπος:

$$\sigma_r = g \cdot d_{avg}(r) \quad (2.29)$$

όπου $d_{avg}(r)$ είναι η μέση ελάχιστη Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ των προτύπων εκπαίδευσης της κλάσης r και η οποία θα δίνεται από τη σχέση:

$$d_{avg}(r) = \frac{1}{N_r} \sum_{q=1}^{N_r} d^{q,r} \quad (2.30)$$

όπου $d^{q,r}$ είναι η Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ του προτύπου εκπαίδευσης $x^{q,r}$ και του κοντινότερου σ' αυτό από τα υπόλοιπα πρότυπα της κλάσης r . Η σταθερά g υπολογίζεται πειραματικά με κριτήριο την μεγιστοποίηση του αριθμού των σωστών ταξινομήσεων και κατά συνέπεια της επίδοσης του δικτύου. Περισσότερες λεπτομέρειες για τα PNN δίνονται από τους *Bose & Liang (1996)*.

3 ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΚΑΙ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

3.1 Εισαγωγή

Στο προηγούμενο κεφάλαιο παρουσιάστηκαν οι δύο προτεινόμενες τεχνικές (Πιθανολογικά Νευρωνικά Δίκτυα – PNN και κ πλησιέστεροι γείτονες – κNN) για εύρεση βλαβών ένσφαιρου τριβέα, οι οποίες τεχνικές, όπως αναφέρθηκε, προέρχονται από το χώρο της υπολογιστικής νοημοσύνης και ανήκουν στις ‘αυτόματες’ μεθόδους διάγνωσης βλαβών και φθοράς μηχανολογικού εξοπλισμού. Οι προαναφερθείσες αντιμετωπίζουν τη διαγνωστική διαδικασία ως ένα πρόβλημα ταξινόμησης και κάνουν χρήση κατάλληλης πληροφορίας ώστε να μπορούν να εξάγουν το τελικό τους συμπέρασμα.

Σε αυτό το κεφάλαιο θα περιγραφούν τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για να εξεταστεί η απόδοση των προτεινόμενων μεθόδων καθώς και η επεξεργασία επ’ αυτών. Αυτά αποτελούνται από δύο ανεξάρτητες ομάδες και διαφοροποιούνται ανάλογα με το που εντάσσονται στη διαγνωστική διαδικασία. Η πρώτη ομάδα απαρτίζεται από πραγματικά πειραματικά δεδομένα κραδασμών για υγιή λειτουργία ένσφαιρου τριβέα καθώς και λειτουργία με παρουσία βλάβης ενώ η δεύτερη περιλαμβάνει προσομοιωμένα δεδομένα κραδασμών τόσο υγιούς λειτουργίας όσο και λειτουργίας με βλάβη, τα οποία έχουν ληφθεί από αντίστοιχα υπολογιστικά μοντέλα. Τα παραπάνω επεξεργάζονται μέσω κατάλληλων διαδικασιών ώστε να εξαχθούν χαρακτηριστικές παράμετροι που θα αποτελέσουν τη διαγνωστική πληροφορία.

3.2 Περιγραφή πραγματικών δεδομένων και επεξεργασία αυτών

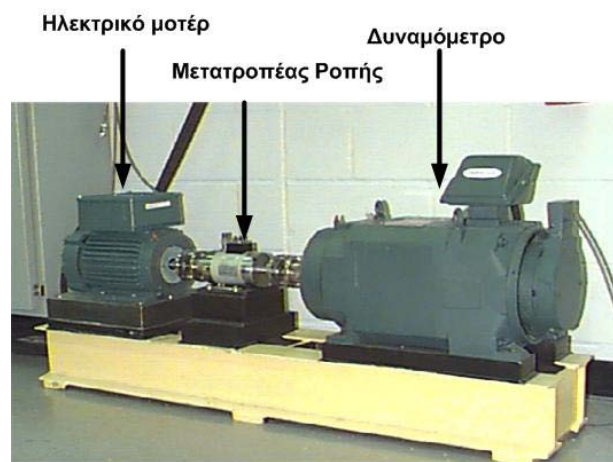
Τα πραγματικά πειραματικά δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν προέρχονται από τον ιστότοπο του Bearing Data Center του Case Western Reserve University και αποτελούν ένα αναγνωρισμένο και πιστοποιημένο σετ περιπτώσεων δοκιμής (test cases), από διάφορες ομάδες ερευνητών, για έλεγχο της απόδοσης και της αξιοπιστίας διαφόρων διαγνωστικών μεθόδων, βλ. *Yu (2011)*, *Yiakopoulos et al. (2011)*, *Santhana Raj and Murali (2013)* και άλλους. Στα πλαίσια της παρούσης εργασίας χρησιμοποιήθηκαν για τον ίδιο σκοπό προκειμένου να υπάρχει ένα βασίμο μέτρο σύγκρισης για την αποτελεσματικότητα των εδώ προτεινόμενων τεχνικών.

Η εγκατάσταση δοκιμών παρουσιάζεται στο Σχήμα 3.1. Περιλαμβάνει ένα ηλεκτρικό μοτέρ Reliance Electric ισχύος 2 HP, ένα δυναμόμετρο, ένα μετατροπέα ροπής που διασυνδέει τις δύο προηγούμενες διατάξεις και ηλεκτρονικά ελέγχου τα οποία δεν φαίνονται στο σχήμα. Ο εξεταζόμενος ένσφαιρος τριβέας έχει σφαιρικά στοιχεία κύλισης, είναι τύπου 6205-2RS JEM της εταιρείας SKF με τεχνικά χαρακτηριστικά που δίνονται στον Πίνακα 3.1 και υποστηρίζει τον άξονα του μοτέρ τοποθετημένο στη drive end θέση. Τα πειραματικά δεδομένα κραδασμών περιλαμβάνουν περιπτώσεις υγιούς λειτουργίας όσο και λειτουργίας με βλάβη στον εσωτερικό ή στον εξωτερικό δακτύλιο. Για κάθε μία από αυτές τις περιπτώσεις έχουν ληφθεί μετρήσεις από τέσσερα σημεία λειτουργίας της εγκατάστασης δοκιμών που

διαφοροποιούνται από το φορτίο που επιβάλλεται και τις συνεπαγόμενες μεταβολές στον αριθμό στροφών του κινητήρα, οι οποίες με τη σειρά τους επηρεάζουν τις χαρακτηριστικές συχνότητες βλαβών ενδιαφέροντος.

Διάμετρος εσωτερικού δακτυλίου	Διάμετρος εξωτερικού δακτυλίου	Διάμετρος σφαιρών	Παχύτητα	Αντιδιαμετρική απόσταση των κέντρων δύο σφαιρών
25.001 mm	51.999 mm	7.94 mm	15.001 mm	39.04 mm

Πίνακας 3.1. Τεχνικά χαρακτηριστικά εξεταζόμενου ένσφαιρου τριβέα SKF 6205-2RS-JEM



Σχήμα 3.1. Η εγκατάσταση δοκιμών του Case Western Reserve University.

Η συχνότητα διέλευσης των σφαιρών από τον εξωτερικό δακτύλιο (BPFO) δίνεται από τον κατασκευαστή να είναι θεωρητικά ίση με 3.5848 φορές τη συχνότητα περιστροφής του άξονα (f_{shaft}) ενώ η συχνότητα διέλευσης των σφαιρών από τον εσωτερικό δακτύλιο (BPFI) είναι αντιστοίχως θεωρητικά ίση με 5.4152 φορές την f_{shaft} . Τα παραπάνω απεικονίζονται στον Πίνακα 3.2. Επισημαίνεται ότι οι χαρακτηριστικές συχνότητες BPFO και BPFI έχουν στρογγυλοποιηθεί στον πλησιέστερο ακέραιο.

Φορτίο (HP)	RPM	Συχνότητα περιστροφής άξονα (Hz)	BPFO (Hz)	BPFI (Hz)
0	1797	29.95	107	162
1	1772	29.53	106	160
2	1750	29.17	105	158
3	1730	28.83	103	156

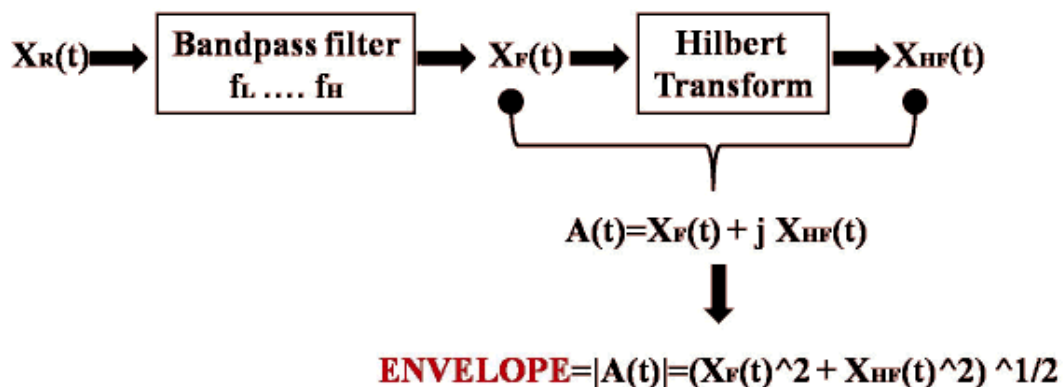
Πίνακας 3.2. Τα τέσσερα διαφορετικά σημεία λειτουργίας της εγκατάστασης δοκιμών και οι αντίστοιχες συχνότητες περιστροφής και συχνότητες βλαβών.

Οι μετρήσεις έχουν ληφθεί με τη βοήθεια επιταχυνσιομέτρου που βρίσκεται στην κατακόρυφη χωρική κατεύθυνση και εδράζεται με τη βοήθεια μαγνητικής βάσης. Η συχνότητα δειγματοληψίας είναι 12 kHz και ο αριθμός δειγμάτων είναι 8192 σημεία. Η κάθε βλάβη, είτε εσωτερικού είτε εξωτερικού δακτυλίου, έχει τρία επίπεδα ‘σοβαρότητας’ που διακρίνονται από τη διάμετρο της φθοράς σε i) 0.1778 mm (0.007 ίντσες), ii) 0.3556 mm

(0.014 ίντσες) και iii) 0.5334 mm (0.021 ίντσες) ενώ το βάθος αυτής παραμένει σταθερό στα 0.2794 mm (0.011 ίντσες) για όλες τις διαμέτρους. Υπάρχουν διαθέσιμες μετρήσεις για όλα τα επίπεδα ‘σοβαρότητας’ της κάθε βλάβης όπως επίσης για την υγιή κατάσταση και στα τέσσερα σημεία λειτουργίας της εγκατάστασης που παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.2. Σημειώνεται ότι η θέση της βλάβης του εξωτερικού δακτυλίου βρίσκεται στο κέντρο της ζώνης φόρτισης του ένσφαιρου τριβέα. Παρέχονται έτσι συνολικά είκοσι οκτώ ($4 \times 3 + 4 \times 3 + 4 = 28$) περιπτώσεις δοκιμών (test cases) από πραγματικά δεδομένα για τον έλεγχο της αξιοπιστίας των προτεινόμενων διαγνωστικών τεχνικών. Τα test cases παρέχονται από το Bearing Data Center σε μορφή άμεσων χρονικών σημάτων (Raw signals).

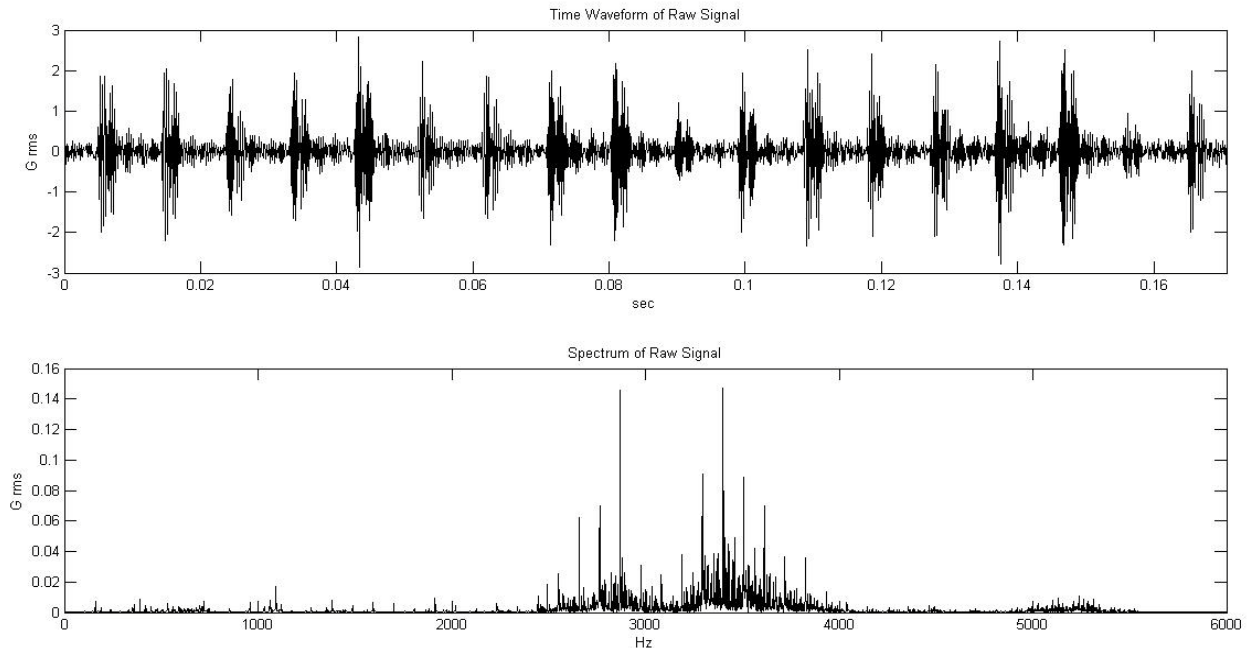
Τα παραπάνω μετρούμενα χρονικά σήματα (Raw signals) είναι διαμορφωμένα κατά πλάτος και περιέχουν χαμηλόσυχνες πληροφορίες που σχετίζονται με τα αίτια των εξεταζόμενων βλαβών και υψίσυχνες πληροφορίες που σχετίζονται με την/τις διεγερόμενη/ες ιδιοσυχνότητα/ες της εγκατάστασης. Προκειμένου να διατηρηθούν μόνο οι πληροφορίες που σχετίζονται με την κάθε βλάβη ακολουθείται η διαδικασία της αποδιαμόρφωσης (demodulation). Η τελευταία συνίσταται αρχικά στο φιλτράρισμα του άμεσου χρονικού σήματος $x_R(t)$ με ένα ζωνοπερατό φίλτρο (bandpass filter), το οποίο αποκόπτει όλες τις συχνότητες έξω από τη συχνοτική περιοχή που περιέχει την διεγερόμενη ιδιοσυχνότητα f_n . Το φιλτραρισμένο σήμα $x_F(t)$ επεξεργάζεται με το μετασχηματισμό Hilbert παράγοντας μ’ αυτόν τον τρόπο το σήμα $x_{HF}(t)$. Τα δύο τελευταία συνθέτουν το λεγόμενο αναλυτικό σήμα $A(t)$, που είναι εν γένει μιγαδικό, το πλάτος του οποίου μας δίνει την περιβάλλουσα (Envelope signal) του αρχικού χρονικού σήματος $x_R(t)$.

Η παραπάνω διαδικασία παρουσιάζεται συνοπτικά στο Σχήμα 3.2 ενώ στη σειρά σχημάτων που ακολουθούν δίνονται κάποια παραδείγματα από την εφαρμογή της αποδιαμόρφωσης σε τρεις περιπτώσεις δοκιμών (test cases) των διαθέσιμων πραγματικών δεδομένων κραδασμών. Πιο συγκεκριμένα στο Σχήμα 3.3 εμφανίζεται το αρχικό χρονικό σήμα (Raw signal) και το φάσμα του (Raw Spectrum) ενώ στο Σχήμα 3.4 δείχνεται η περιβάλλουσα του παραπάνω σήματος (Envelope signal) καθώς και το φάσμα αυτής (Envelope spectrum), τα οποία αντιστοιχούν σε βλάβη εξωτερικού δακτυλίου με επίπεδο ‘σοβαρότητας’ 0.1778 mm (0.007 ίντσες), φορτίο 1HP και ταχύτητα περιστροφής 1772 RPM. Από την άλλη, στο Σχήμα 3.5 παρουσιάζεται πάλι ένα αρχικό χρονικό σήμα με το φάσμα του και στο Σχήμα 3.6 η περιβάλλουσά με το φάσμα της, τα οποία τώρα αναφέρονται σε βλάβη εσωτερικού δακτυλίου με επίπεδο ‘σοβαρότητας’ 0.1778 mm (0.007 ίντσες), φορτίο 1HP και ταχύτητα περιστροφής 1772 RPM. Τέλος στο Σχήμα 3.7 και στο Σχήμα 3.8 παρουσιάζονται το αρχικό χρονικό σήμα, η περιβάλλουσά του καθώς και τα φάσματά τους που αφορούν υγιή λειτουργία του ένσφαιρου τριβέα για ίδιο φορτίο και ταχύτητα περιστροφής όπως και στις παραπάνω περιπτώσεις λειτουργίας με βλάβη.

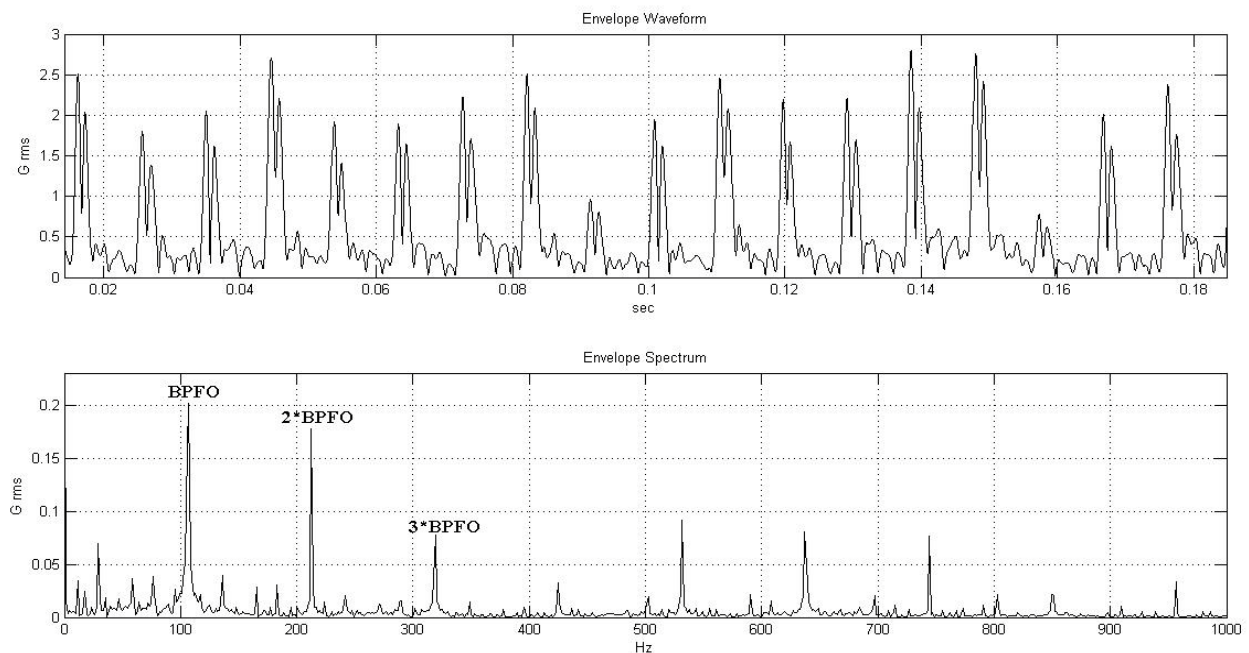


Σχήμα 3.2. Διαδικασία αποδιαμόρφωσης μέσω μετασχηματισμού Hilbert

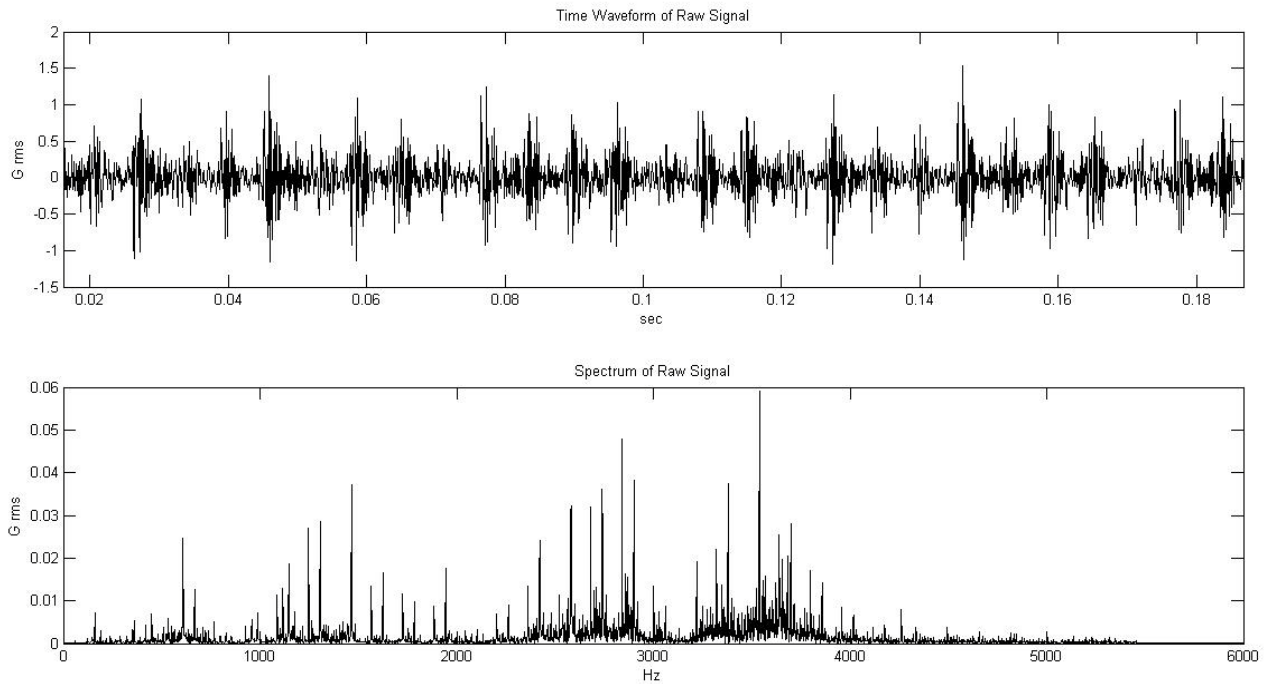
Η διαδικασία της αποδιαμόρφωσης εκτελέστηκε και για τις 28 διαθέσιμες περιπτώσεις δοκιμών (test cases). Με την εξαγωγή των επιπλέον σημάτων περιβάλλουσας (για κάθε ένα από τα test cases) και των αντίστοιχων φασμάτων τους κατέστη δυνατό να εξαχθούν επιπλέον πληροφορίες ξέχωρα των πληροφοριών που περιέχονται στα άμεσα χρονικά σήματα (Raw signals) και στα φάσματα αυτών.



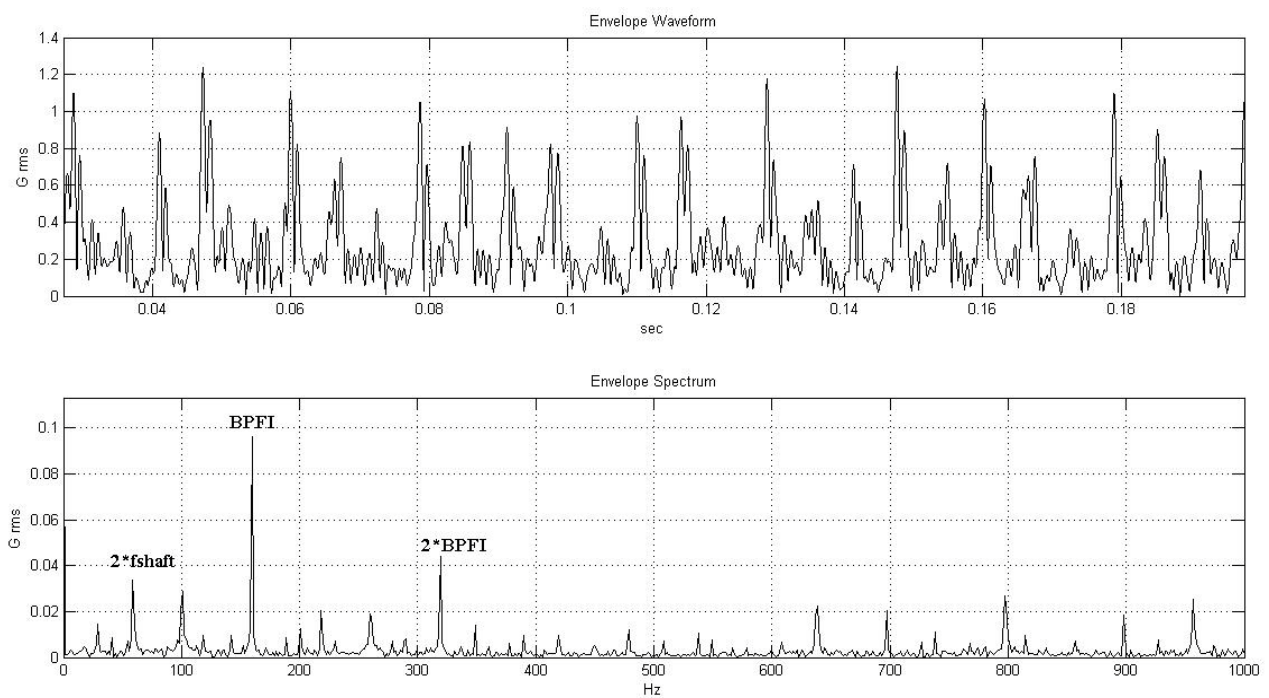
Σχήμα 3.3. Αρχικό χρονικό σήμα (Raw signal) και φάσμα αυτού για βλάβη εξωτερικού δακτυλίου με επίπεδο ‘σοβαρότητας’ 0.1778 mm (0.007 ίντσες) και BPFO 106 Hz.



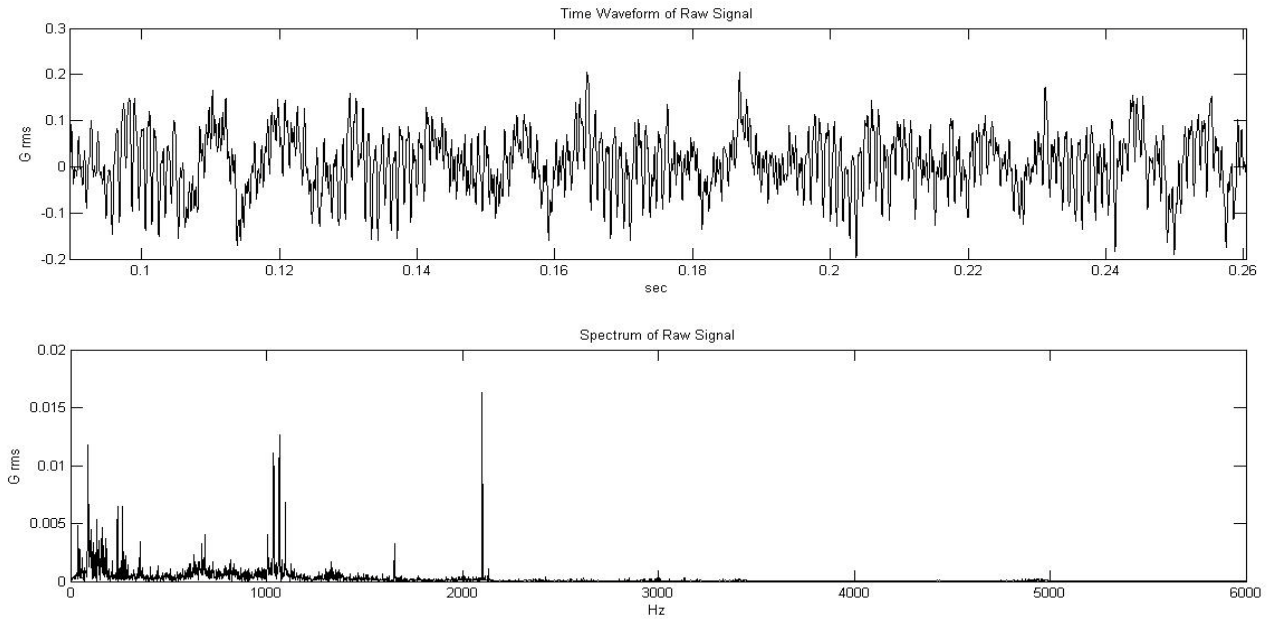
Σχήμα 3.4. Περιβάλλουσα (Envelope signal) σήματος του Σχήματος 3.3 και φάσμα αυτής.



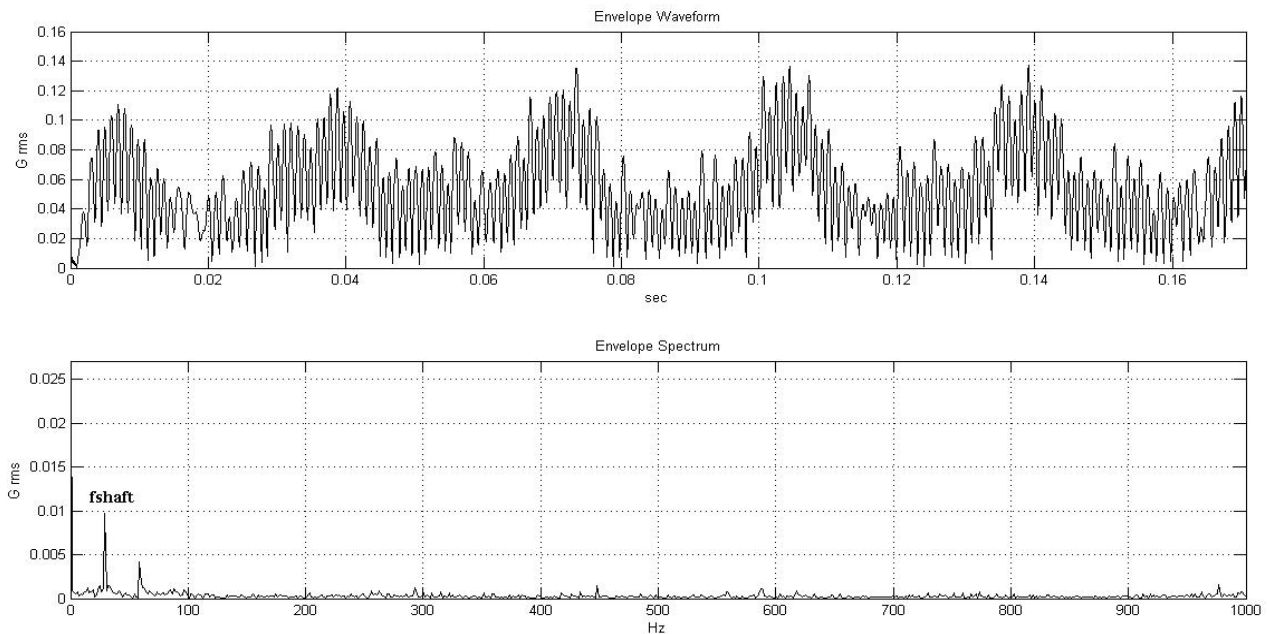
Σχήμα 3.5. Αρχικό χρονικό σήμα (Raw signal) και φάσμα αυτού για βλάβη εσωτερικού δακτυλίου με επίπεδο ‘σοβαρότητας’ 0.1778 mm (0.007 ίντσες) και BPF1 160 Hz.



Σχήμα 3.6. Περιβάλλουσα (Envelope signal) σήματος του Σχήματος 3.5 και φάσμα αυτής.



Σχήμα 3.7. Αρχικό χρονικό σήμα (Raw signal) και φάσμα αυτού για λειτουργία χωρίς βλάβη.



Σχήμα 3.8. Περιβάλλουσα (Envelope signal) σήματος του Σχήματος 3.7 και φάσμα αυτής.

3.2.1 Διαδικασίες επεξεργασίας πραγματικών δεδομένων και εξαγωγής κατάλληλων παραμέτρων

Όπως αναφέρθηκε και στο Κεφ.1 η επεξεργασία των διαθέσιμων δεδομένων εκτελείται ώστε να εξαχθούν κατάλληλες διαγνωστικές παράμετροι. Η διαδικασία αυτή ακολουθείται λόγω του ότι συνήθως τα μετρούμενα σήματα δεν είναι ευκόλως ερμηνεύσιμα και δεν

μπορούν να συσχετισθούν άμεσα με κάποιο αίτιο βλάβης. Η επιπλέον επεξεργασία τους οδηγεί στην εξαγωγή πιο χρήσιμης και εκμεταλλεύσιμης διαγνωστικής πληροφορίας μέσω της μείωσης του αριθμού των λειτουργικών-διαγνωστικών παραμέτρων, της μείωσης των εξωτερικών επιδράσεων και του θορύβου.

Στα πλαίσια της παρούσης εργασίας τα διαθέσιμα πραγματικά δεδομένα (ή αλλιώς διαθέσιμες πληροφορίες) αποτελούνται από τα άμεσα χρονικά σήματα (Raw signals) και τις περιβάλλουσες τους (Envelope signals) που αναφέρονται στο πεδίο του χρόνου καθώς και τα αντίστοιχα φάσματά τους που αναφέρονται στο πεδίο των συχνοτήτων. Η περαιτέρω επεξεργασία τους πραγματοποιήθηκε μέσω των εξής δύο ανεξάρτητων διαδικασιών:

- Με την εξαγωγή αδιάστατων στατιστικών παραμέτρων (time-domain statistical dimensionless features) από τα άμεσα χρονικά σήματα (Raw signals) και τις περιβάλλουσές τους (Envelope signals), ενεργώντας επομένως στο πεδίο του χρόνου.
- Με την εξαγωγή ενεργειακών παραμέτρων-δεικτών (frequency domain features) από τα φάσματα της κάθε περιβάλλουσας (Envelope spectrums), ενεργώντας επομένως στο πεδίο των συχνοτήτων.

Εξαγωγή στατιστικών παραμέτρων

Η συγκεκριμένη διαδικασία εκτελείται απ' ευθείας στα άμεσα χρονικά σήματα καθώς επίσης και στις περιβάλλουσες τους και αποτελεί μία από τις πιο συνηθισμένες προσεγγίσεις για διάγνωση βλαβών σε ένσφαιρο τριβέα, βλ. *Patargias et al. (2006)*, *Yaguo et al. (2009)*, *Yu (2011)*, *Yiakoroulos et al. (2011)* και άλλους. Οι στατιστικές παράμετροι που εξάγονται είναι οι παρακάτω:

$$\text{Mean (Μέση τιμή):} \quad \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3.1)$$

$$\text{Variance (Διασπορά):} \quad s^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (3.2)$$

$$\text{RMS (Μέση τετραγωνική ρίζα):} \quad RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{N}} \quad (3.3)$$

$$\text{Kurtosis (Κύρτωση):} \quad KU = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{s^4} \quad (3.4)$$

$$\text{Skewness (Λοξότητα):} \quad SK = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{s^3} \quad (3.5)$$

$$\text{Kurtosis-p (Κύρτωση-p):} \quad KU - p = \frac{1}{N-1} \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{s^4} \quad (3.6)$$

$$\text{Skewness-p (Λοξότητα-p):} \quad SK - p = \frac{1}{N-1} \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{s^3} \quad (3.7)$$

$$\text{Crest Indicator: } CI = \frac{\max |x_i|}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}} = \frac{\max |x_i|}{RMS} \quad (3.8)$$

$$\text{Clearance Indicator: } CLI = \frac{\max |x_i|}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{|x_i|}\right)^2} \quad (3.9)$$

$$\text{Shape Indicator: } SI = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|} = \frac{RMS}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|} \quad (3.10)$$

$$\text{Impulse Indicator: } IMI = \frac{\max |x_i|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|} \quad (3.11)$$

όπου x_i είναι το i -οστό δείγμα του άμεσου χρονικού σήματος ή της περιβάλλουσας του, N είναι το πλήθος των δειγμάτων του κάθε επεξεργαζόμενου σήματος που αφορά τη δειγματοληψία του (στην παρούσα περίπτωση $N = 8192$ για όλα τα σήματα) και s η δειγματική τυπική απόκλιση του. Οι παραπάνω παράμετροι υπολογίζονται με βάση τη μορφολογία των κυματομορφών των σημάτων, γεγονός που φανερώνεται και από τις εξισώσεις ορισμού τους. Το κυριότερο πλεονέκτημά τους έγκειται στην ανεξαρτησία του τρόπου υπολογισμού τους από τις διάφορες ταχύτητες περιστροφής ή τα διάφορα φορτία (Yaguo *et al.* (2009)) όπως επίσης και στην ευαισθησία που παρουσιάζουν σε αρχόμενες βλάβες, δηλαδή βλάβες μικρού μεγέθους.

Επομένως, η πληροφορία που φέρεται από ένα εξεταζόμενο σήμα, είτε πρόκειται για άμεσο χρονικό (Raw signal) είτε για περιβάλλουσα (Envelope signal), αναπαρίσταται πλέον από ένα διάνυσμα των παραπάνω 11 στατιστικών δεικτών που το αφορούν (feature vector ή feature pattern). Έχοντας λοιπόν, από τα πραγματικά δεδομένα, τις 28 περιπτώσεις δοκιμών (test cases) με τα αντίστοιχα άμεσα χρονικά σήματα και τις περιβάλλουσες τους και ακολουθώντας την παραπάνω διαδικασία, παράγονται 28 και 28 διανύσματα διάστασης 11 με στοιχεία τις παραμέτρους που ορίζονται από τις Εξισώσεις (3.1) έως (3.11). Αυτά τα νέα διανύσματα αποτελούν την εξαγόμενη διαγνωστική πληροφορία που θα χρησιμοποιηθεί από τις προτεινόμενες διαγνωστικές μεθόδους ώστε να ελεγχθεί η αξιοπιστία και η απόδοσή τους (testing feature vectors ή testing feature patterns).

Προκειμένου να εξακριβωθεί αν υπάρχει περαιτέρω βελτίωση στην διαγνωστική ικανότητα των προτεινόμενων μεθόδων τα διανύσματα των στατιστικών παραμέτρων υπόκεινται σε επιπλέον επεξεργασία και κανονικοποιούνται σύμφωνα με τον τύπο:

$$SP_k^{normalized} = \frac{SP_k - \overline{m_k}}{\sigma_{SP_k}}, \quad k = 1, 2, \dots, 11 \quad (3.12)$$

όπου SP_k είναι η τιμή της k παραμέτρου και $SP_k^{normalized}$ η κανονικοποιημένη τιμή της. Αντιστοίχως $\overline{m_k}$ είναι η μέση τιμή της k παραμέτρου και σ_{SP_k} είναι η τυπική απόκλιση από όλες τις διαθέσιμες τιμές της. Ορίζονται σύμφωνα με τις παρακάτω σχέσεις:

$$\overline{m_k} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M SP_k(i) \quad (3.13)$$

$$\sigma_{SP_k} = \sqrt{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (SP_k(i) - \overline{m_k})^2} \quad (3.14)$$

όπου M είναι το πλήθος των διαφορετικών διαθέσιμων τιμών της k παραμέτρου. Ο αριθμός του πλήθους M διαφοροποιείται αναλόγως με την περίπτωση δοκιμών (test case) και τη συνθήκη λειτουργίας του ένσφαιρου τριβέα που αντιστοιχούν στο υπό κανονικοποίηση διάνυσμα (feature vector) των στατιστικών παραμέτρων. Για παράδειγμα όταν επεξεργάζεται ένα feature vector που έχει εξαχθεί από κυματομορφή σήματος με βλάβη εξωτερικού δακτυλίου τότε $M=12$, καθώς υπάρχουν τρία επίπεδα ‘σοβαρότητας’ της βλάβης αυτής με μετρήσεις σε τέσσερα διαφορετικά σημεία λειτουργίας (βλ. Πίνακα 3.2) για κάθε επίπεδο. Παρομοίως για βλάβη εσωτερικού δακτυλίου θα είναι $M=12$ ενώ για την υγιή λειτουργία $M=4$. Τα κανονικοποιημένα διανύσματα παραμέτρων αποτελούν και αυτά εξαγόμενη διαγνωστική πληροφορία για τον έλεγχο της αξιοπιστίας και της απόδοσης των διαγνωστικών μεθόδων (normalized testing feature vectors ή normalized testing feature patterns).

Εξαγωγή ενεργειακών παραμέτρων-δεικτών

Στην παρούσα διαδικασία επεξεργασίας υπολογίζονται αρχικά οι φασματικές ενεργειακές πυκνότητες σε καθορισμένες συχνοτικές περιοχές του φάσματος κάθε περιβάλλουσας. Πιο συγκεκριμένα, αυτές οι περιοχές ορίζονται μέσα σε ένα διάστημα τιμών ± 2 Hz γύρω από την κάθε χαρακτηριστική συχνότητα βλάβης (BPFO και BPFI) ώστε να ληφθεί υπόψη η ελαφρά διαφοροποίηση που παρατηρείται μεταξύ των θεωρητικών υπολογισμένων BPFO και BPFI, που παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.2, και των πραγματικών συχνοτήτων βλάβης που παρουσιάζονται στο φάσμα της περιβάλλουσας. Ο υπολογισμός γίνεται σύμφωνα με τους παρακάτω τύπους:

$$E_{BPFO} = \int_{BPFO-2Hz}^{BPFO+2Hz} |X(f)|^2 df \quad (3.15)$$

$$E_{BPFI} = \int_{BPFI-2Hz}^{BPFI+2Hz} |X(f)|^2 df \quad (3.16)$$

όπου $X(f)$ ο μετασχηματισμός Fourier της περιβάλλουσας και $|X(f)|$ το μέτρο του. Στην περίπτωση δειγματοληψίας των σημάτων οι παραπάνω τύποι μετασχηματίζονται ως εξής:

$$E_{BPFO} = \sum_{i=BPFO-2Hz}^{BPFO+2Hz} |X(f_i)|^2 \quad (3.17)$$

$$E_{BPFI} = \sum_{i=BPFI-2Hz}^{BPFI+2Hz} |X(f_i)|^2 \quad (3.18)$$

Έπειτα υπολογίζεται ο μέσος όρος μεταξύ των ενεργειακών πυκνοτήτων, που ορίζονται από τις Εξισώσεις (3.17) και (3.18), σύμφωνα με τη σχέση:

$$MeanEnergyDensity = \frac{E_{BPFO} + E_{BPFI}}{2} \quad (3.19)$$

Οι παραπάνω υπολογισμένες ποσότητες χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή ενεργειακών παραμέτρων-δεικτών που αποτελούν την διαγνωστική πληροφορία των προτεινόμενων τεχνικών εύρεσης βλαβών. Οι συγκεκριμένοι τέσσερεις δείκτες ορίζονται σύμφωνα με τις παρακάτω εξισώσεις:

$$RBPFOBPF I = \frac{E_{BPFO}}{E_{BPFI}} \quad (3.20)$$

$$RBPFIBPFO = \frac{E_{BPFI}}{E_{BPFO}} \quad (3.21)$$

$$RBPFO MED = \frac{E_{BPFO}}{MeanEnergyDensity} = \frac{2 \times E_{BPFO}}{E_{BPFO} + E_{BPFI}} \quad (3.22)$$

$$RBPFI MED = \frac{E_{BPFI}}{MeanEnergyDensity} = \frac{2 \times E_{BPFI}}{E_{BPFO} + E_{BPFI}} \quad (3.23)$$

Οι δύο πρώτες παράμετροι ορίζονται ως οι λόγοι μεταξύ των ενεργειακών πυκνοτήτων που έχουν υπολογιστεί γύρω από τις χαρακτηριστικές συχνότητες των βλαβών ενδιαφέροντος. Έχοντας παρουσία ενός τύπου βλάβης, είτε στον εξωτερικό είτε στον εσωτερικό δακτύλιο, θα υπάρχει μεγάλη συγκέντρωση ενέργειας γύρω από την περιοχή της αντίστοιχης χαρακτηριστικής συχνότητας, είτε της BPFO είτε της BPFI, ενώ η συγκέντρωση ενέργειας στην περιοχή της άλλης συχνότητας θα είναι πολύ μικρότερη. Επομένως οι τιμές μεταξύ των παραμέτρων-δεικτών, που ορίζονται από τις σχέσεις (3.20) και (3.21), θα διαφέρουν κατά πολύ. Για παράδειγμα, στις συγκεκριμένες 24 πραγματικές περιπτώσεις δοκιμών (test cases) με βλάβη που εξετάστηκαν, βρέθηκε να υπάρχουν διαφορές από δύο μέχρι και επτά τάξεις μεγέθους. Αντιθέτως σε περίπτωση υγιούς λειτουργίας, οι ενεργειακές πυκνότητες στις περιοχές των χαρακτηριστικών συχνοτήτων βλάβης είναι σχεδόν ίσες οπότε και οι αντίστοιχοι παράμετροι-δείκτες αναμένεται να έχουν τιμές που κυμαίνονται γύρω από τη μονάδα.

Οι δύο τελευταίες παράμετροι, που ορίζονται από τις σχέσεις (3.22) και (3.23), αποτελούνται από τους λόγους μεταξύ της κάθε ενεργειακής πυκνότητας που έχει υπολογιστεί στην αντίστοιχη χαρακτηριστική συχνότητα βλάβης και του μέσου όρου των ενεργειακών πυκνοτήτων. Με βάση λοιπόν τα όσα αναφέρθηκαν παραπάνω, όταν υπάρχει παρουσία μίας συγκεκριμένης βλάβης η αντίστοιχη συγκέντρωση ενέργειας στη συχνότητά της είναι κατά πολύ μεγαλύτερη από τη συγκέντρωση ενέργειας στην περιοχή της άλλης συχνότητας. Επομένως ο ένας λόγος θα τείνει στο δύο ενώ ο έτερος λόγος θα τείνει στο μηδέν. Αντιθέτως σε περίπτωση υγιούς λειτουργίας, που αναμένονται ισόποσες συγκεντρώσεις ενέργειας στις χαρακτηριστικές συχνότητες βλαβών, οι τιμές των λόγων θα κυμαίνονται πάλι γύρω από τη μονάδα.

Ο εύκολος υπολογισμός των ενεργειακών φασματικών πυκνοτήτων, λόγω της χρήσης των σημάτων περιβάλλουσας και των αντίστοιχων φασμάτων τους, επιτρέπει, όπως παρουσιάστηκε, την εξαγωγή παραμέτρων-δεικτών με πλούσια διαγνωστική πληροφορία. Το παραπάνω γεγονός παρουσιάστηκε από τους *Yiakopoulos et al. (2011)*, στην εργασία των οποίων προτάθηκε η δημιουργία παρόμοιων παραμέτρων-δεικτών που οδήγησαν σε πολύ καλά αποτελέσματα διάγνωσης.

3.3 Περιγραφή προσομοιωμένων δεδομένων και επεξεργασία αυτών

Στην προηγούμενη ενότητα έγινε η περιγραφή των πραγματικών δεδομένων, που επιλέχθηκαν για τα πλαίσια της παρούσης εργασίας, καθώς και της επεξεργασίας τους ώστε να εξαχθούν κατάλληλες διαγνωστικές παράμετροι (είτε στατιστικές είτε ενεργειακές) που με τη σειρά τους χρησιμοποιούνται για τον έλεγχο της αξιοπιστίας και της απόδοσης των προτεινόμενων διαγνωστικών τεχνικών. Προκειμένου όμως να εκτελεστεί ο παραπάνω έλεγχος είναι πρώτα απαραίτητο να υπάρξει κατάλληλη ‘εκπαίδευση’ των διαγνωστικών μεθόδων. Αυτό επιτυγχάνεται με τη χρήση νέων περιπτώσεων δοκιμής (test cases),

ξεχωριστών από αυτές που παρουσιάστηκαν στην προηγούμενη ενότητα, από τις οποίες εξάγονται παρόμοιες διαγνωστικές παράμετροι με αυτές που ορίστηκαν παραπάνω. Τα νέα test cases προέρχονται από προσομοιωμένα σήματα κραδασμών ένσφαιρου τριβέα, το οποίο παρουσιάζει είτε βλάβη στον εξωτερικό ή εσωτερικό δακτύλιο είτε υγιή κατάσταση. Η παραγωγή των προσομοιωμένων σημάτων στα οποία υπάρχει παρουσία βλάβης γίνεται με χρήση δύο κατάλληλων υπολογιστικών μοντέλων της δυναμικής λειτουργίας ενός ένσφαιρου τριβέα. Η θεωρία που διέπει αυτά τα μοντέλα καθώς και οι μαθηματικές τους σχέσεις παρουσιάζονται λεπτομερώς από τους *Patargias et al. (2006)* και *Yiakopoulos et al. (2011)* και δίνονται επίσης συνοπτικά στο Παράρτημα Ι. Αντιθέτως η παραγωγή προσομοιωμένων σημάτων που παριστάνουν υγιή λειτουργία του ένσφαιρου τριβέα υλοποιείται με χρήση γεννήτριας ψευδοτυχαίων αριθμών τυποποιημένης κανονικής κατανομής (standard normal (or Gaussian) distribution) με μέση τιμή 0 και τυπική απόκλιση 1. Ως γνωστόν στην τυποποιημένη Gaussian κατανομή ισχύει ότι $3\sigma = \pm 3$, οπότε το δείγμα των ψευδοτυχαίων αριθμών πολλαπλασιάζεται με κατάλληλους συντελεστές ώστε να προσαρμοστούν οι μέγιστες τιμές του δείγματος σε αντίστοιχα πλάτη σημάτων κραδασμών υγιούς λειτουργίας.

Στον Πίνακα 3.3 παρουσιάζονται διάφορες τιμές παραμέτρων που χρησιμοποιούν τα δυναμικά μοντέλα λειτουργίας των ένσφαιρων τριβέων για να εξάγουν τα προσομοιωμένα σήματα. Οι παράμετροι αυτοί παραμένουν σταθερές σε όλες τις εκτελέσεις των πειραμάτων είτε παράγονται σήματα με βλάβη εξωτερικού δακτυλίου είτε σήματα με βλάβη εσωτερικού δακτυλίου. Αντιστοίχως στον Πίνακα 3.4 παρουσιάζονται παράμετροι που παραμένουν σταθερές, οι οποίες αφορούν αποκλειστικά το μοντέλο δυναμικής λειτουργίας με προσομοίωση βλάβης εσωτερικού δακτυλίου. Τέλος στον Πίνακα 3.5 εμφανίζονται οι χαρακτηριστικές συχνότητες βλαβών και περιστροφής άξονα που χρησιμοποιήθηκαν και στα δύο δυναμικά μοντέλα για την παραγωγή των προσομοιωμένων σημάτων. Σημειώνεται ότι οι τιμές αυτές είναι πανομοιότυπες με τις αντίστοιχες του Πίνακα 3.2 και αυτό γιατί έπρεπε η διαδικασία της προσομοίωσης να είναι όσο το δυνατόν πιο πιστή στις συνθήκες των πραγματικών δεδομένων.

Συχνότητα Δειγματοληψίας (f_s)	Πλήθος δειγμάτων	Παράγοντας ποιότητας απόσβεσης
12000 Hz	8192	12

Πίνακας 3.3. Τιμές σταθερών παραμέτρων και για τα δύο δυναμικά μοντέλα ένσφαιρων τριβέων ανεξαρτήτου λειτουργίας και είδους βλάβης.

Μέγιστο φορτίο	Δείκτης κατανομής φορτίου	Γωνία ζώνης φορτίου
0.5	0.5	80^0 (μοίρες)

Πίνακας 3.4. Τιμές σταθερών παραμέτρων του δυναμικού μοντέλου λειτουργίας με προσομοίωση βλάβης εσωτερικού δακτυλίου.

Συχνότητα περιστροφής άξονα f_{shaft} (Hz)	BPFO (Hz)	BPMI (Hz)
29.95	107	162
29.53	106	160
29.17	105	158
28.83	103	156

Πίνακας 3.5. Τιμές χαρακτηριστικών συχνοτήτων για χρήση και από τα δύο μοντέλα προσομοίωσης βλαβών.

Οι δύο εξεταζόμενες βλάβες, εξωτερικού και εσωτερικού δακτυλίου, έχουν ανόμιες κυματομορφές απόκρισης λόγω ξεχωριστών διαμορφώσεων κατά πλάτος που προκαλούνται από τους διαφορετικούς φυσικούς μηχανισμούς τους. Εξαιτίας αυτού του γεγονότος, τα δύο δυναμικά μοντέλα λειτουργίας εκτελέστηκαν λαμβάνοντας υπόψη τέτοιου είδους διαφοροποιήσεις στις παραμέτρους τους. Στον Πίνακα 3.6 παρουσιάζονται οι μεταβλητές παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν από το δυναμικό μοντέλο προσομοίωσης βλάβης εξωτερικού δακτυλίου ενώ στον Πίνακα 3.7 παρουσιάζονται οι αντίστοιχες παράμετροι για το δυναμικό μοντέλο προσομοίωσης βλάβης εσωτερικού δακτυλίου. Τα πλάτη των κρούσεων, και στις δύο περιπτώσεις, κυμάνθηκαν σε παρεμφερή όρια με αυτά που παρατηρήθηκαν στα πραγματικά δεδομένα κραδασμών της Ενότητας 3.2, ενώ η μεταξύ τους συσχέτιση θεωρεί τα πλάτη των κρούσεων για βλάβη εξωτερικού δακτυλίου να είναι διπλάσια από τα αντίστοιχα για βλάβη εσωτερικού δακτυλίου λόγω ακριβώς της διαφορετικότητας των μηχανισμών κάθε βλάβης. Ο θόρυβος προέρχεται από τυποποιημένες κανονικές κατανομές (μέσω γεννήτριας ψευδοτυχαίων αριθμών) και πολλαπλασιάζεται με κατάλληλους συντελεστές ώστε να κλιμακώνεται στα αντίστοιχα ποσοστά επιπέδων θορύβου που συνδέονται άμεσα με τα πλάτη κρούσεων που παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.6 και στον Πίνακα 3.7. Τέλος σημειώνεται ότι τα δυναμικά μοντέλα λειτουργίας θεωρούν μηδενική την ολίσθηση στην κοινή κίνηση, λόγω του κλωβού συγκράτησης, των σφαιρικών στοιχείων κύλισης.

Πλάτος κρούσεων (G rms)	1	2	3	5	6	7
Επίπεδο θορύβου (%)	2	2	4	4	6	6
Διεγερόμενη ιδιοσυχνότητα f_n (kHz)	2.8	2.8	3	3	3.3	3.3

Πίνακας 3.6. Μεταβλητές παράμετροι δυναμικού μοντέλου λειτουργίας με βλάβη εξωτερικού δακτυλίου.

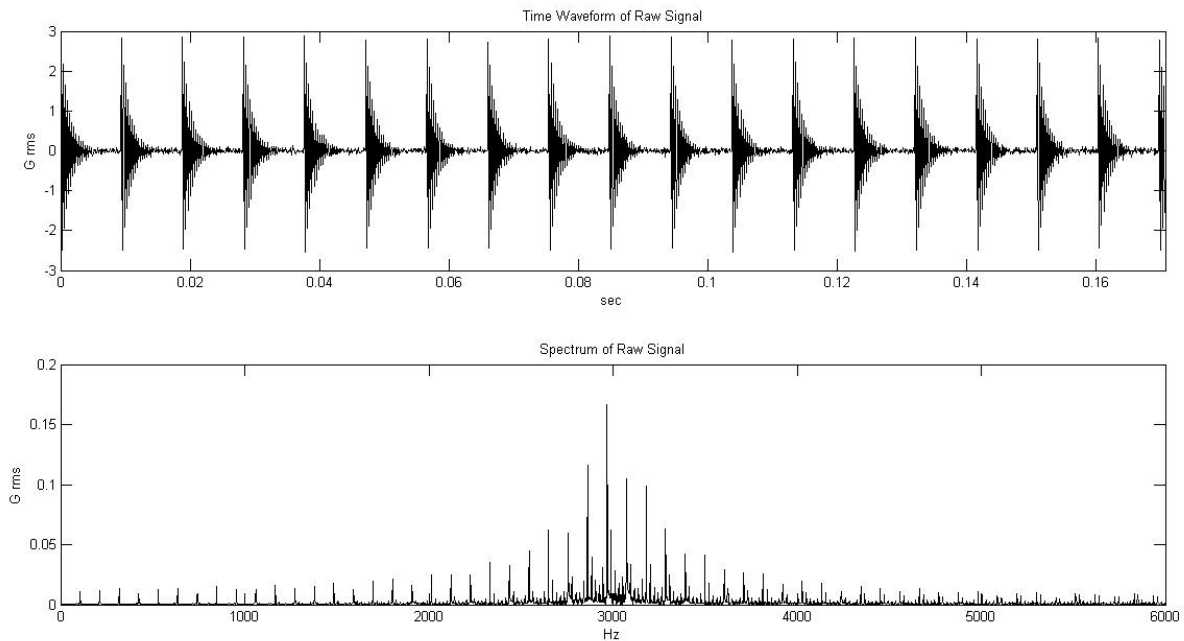
Πλάτος κρούσεων (G rms)	0.5	1	1.5	2.5	3	3.5
Επίπεδο θορύβου (%)	2	2	4	4	6	6
Διεγερόμενη ιδιοσυχνότητα f_n (kHz)	2.8	2.8	3	3	3.3	3.3

Πίνακας 3.7. Μεταβλητές παράμετροι δυναμικού μοντέλου λειτουργίας με βλάβη εσωτερικού δακτυλίου.

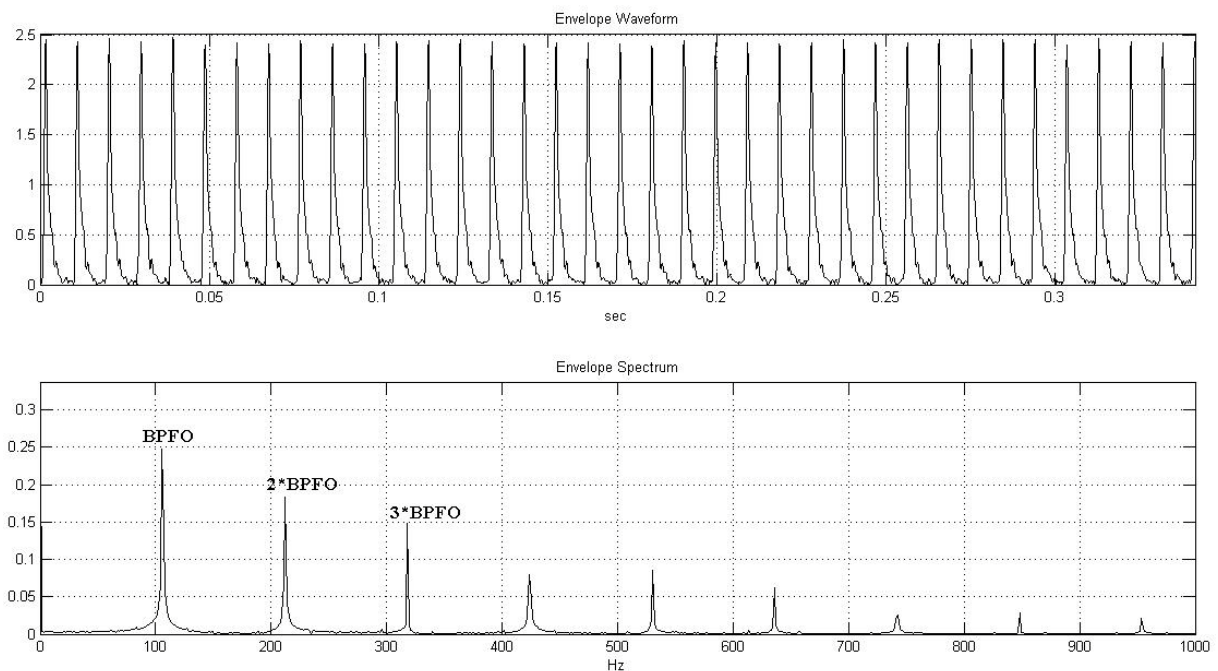
Για κάθε στήλη του Πίνακα 3.6, με εκτέλεση του αντίστοιχου δυναμικού μοντέλου, λαμβανόντουσαν δέκα (10) διαφορετικές κυματομορφές σημάτων στις οποίες είχε προστεθεί θόρυβος αντίστοιχου επιπέδου, καταλήγοντας έτσι σ' ένα σύνολο 60 σημάτων. Τα παραπάνω εκτελέστηκαν και για τις τέσσερις διαφορετικές συχνότητες BPF0 του Πίνακα 3.5, οπότε παρήχθησαν συνολικά 240 κυματομορφές προσομοιωμένων σημάτων με βλάβη εξωτερικού δακτυλίου. Αντιστοίχως για κάθε στήλη του Πίνακα 3.7 λαμβανόντουσαν 10 διαφορετικές 'θορυβώδεις' κυματομορφές. Εκτελώντας το δυναμικό μοντέλο, που αφορούσε βλάβη εσωτερικού δακτυλίου, για όλες τις συχνότητες BPF1 εξήχθησαν συνολικά και σ' αυτήν την περίπτωση 240 κυματομορφές προσομοιωμένων σημάτων.

Στο Σχήμα 3.9 παρουσιάζεται το προσομοιωμένο αρχικό χρονικό σήμα (Raw Signal) μαζί με το φάσμα του, που αφορούν βλάβη εξωτερικού δακτυλίου με πλάτος κρούσης ίσο με 3, διεγερόμενη ιδιοσυχνότητα ίση με 3 kHz και συχνότητα BPF0 ίση με 106 Hz. Στο Σχήμα 3.10 παρουσιάζεται η περιβάλλουσα (Envelope signal) του παραπάνω σήματος μαζί με το φάσμα αυτής, στο οποίο παρατηρούνται διακριτές αιχμές στην παραπάνω συχνότητα BPF0, όπως αναμενόταν. Ακολουθεί το Σχήμα 3.11 στο οποίο εμφανίζεται ένα προσομοιωμένο

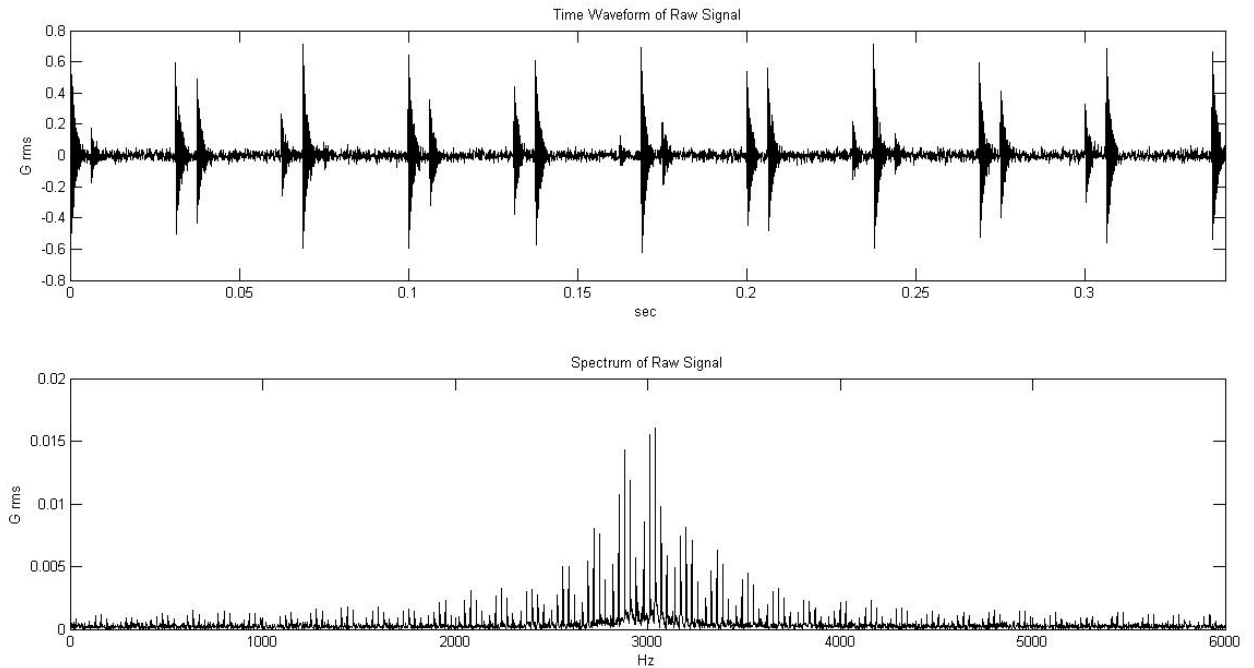
αρχικό χρονικό σήμα μαζί με το φάσμα του, που αφορούν τώρα βλάβη εσωτερικού δακτυλίου με πλάτος κρούσης ίσο με 1.5, διεγερόμενη ιδιοσυχνότητα ίση με 3 kHz και συχνότητα BPF1 ίση με 160 Hz. Στο Σχήμα 3.12 δείχνεται η περιβάλλουσά του με το φάσμα αυτής, στο οποίο παρατηρούνται διακριτές αιχμές τόσο στην παραπάνω συχνότητα BPF1 όσο και στη συχνότητα περιστροφής και πολλαπλάσια της. Παρατηρούνται επίσης αιχμές και σε συχνότητες γύρω από την BPF1 που απέχουν απόσταση ίση με τη συχνότητα περιστροφής.



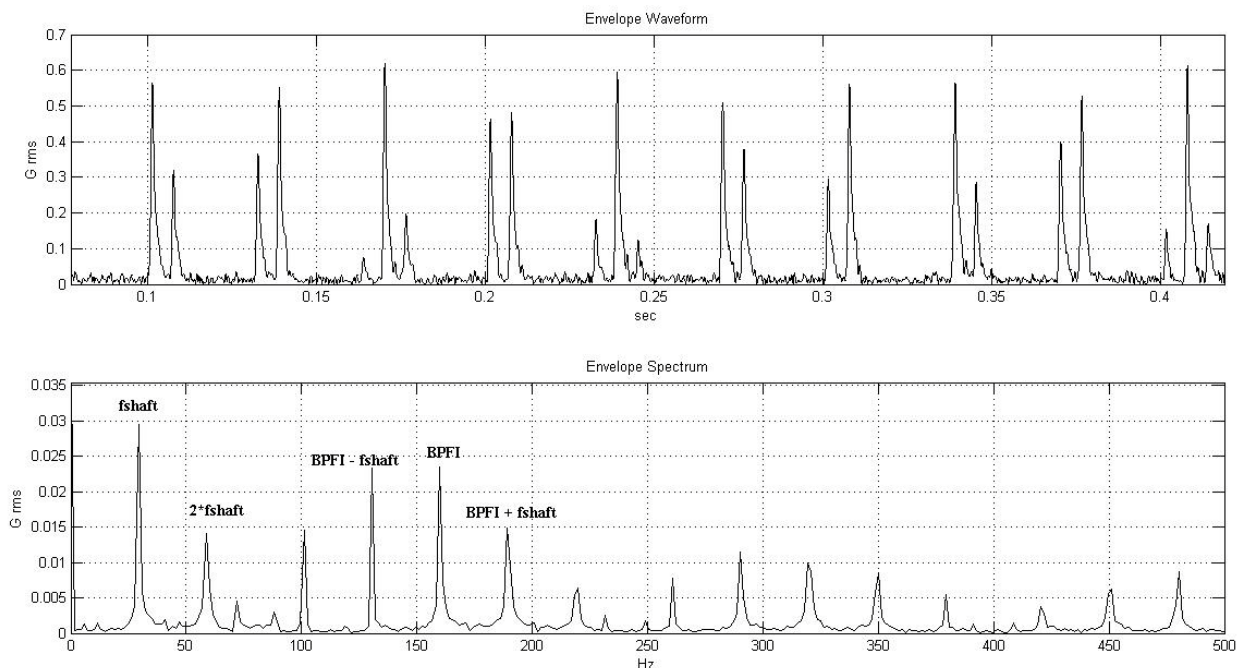
**Σχήμα 3.9. Προσομοιωμένο αρχικό χρονικό σήμα και φάσμα αυτού.
Υπαρξη βλάβης εξωτερικού δακτυλίου.**



**Σχήμα 3.10. Περιβάλλουσα (Envelope signal) σήματος του Σχήματος 3.9
και φάσμα αυτής.**



**Σχήμα 3.11. Προσομοιωμένο αρχικό χρονικό σήμα και φάσμα αυτού.
Ύπαρξη βλάβης εσωτερικού δακτυλίου.**



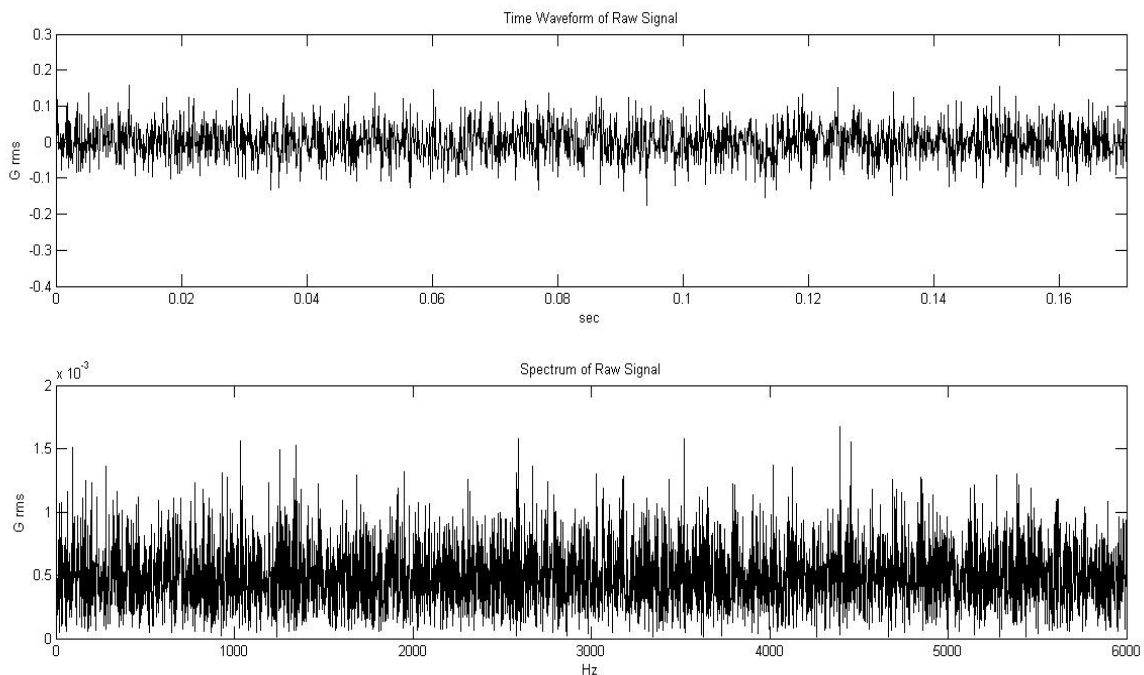
Σχήμα 3.12. Περιβάλλουσα (Envelope signal) σήματος του Σχήματος 3.11 και φάσμα αυτής.

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω η δημιουργία των προσομοιωμένων σημάτων υγιούς κατάστασης δεν βασίστηκε στη χρήση κάποιου υπολογιστικού μοντέλου λειτουργίας ένσφαιρου τριβέα παρά μόνο σε παραγωγή ψευδοτυχαίων αριθμών. Ακολούθηθηκε η συγκεκριμένη προσέγγιση εξαιτίας της ύπαρξης θορύβου από κάθε μετρητική αλυσίδα, που

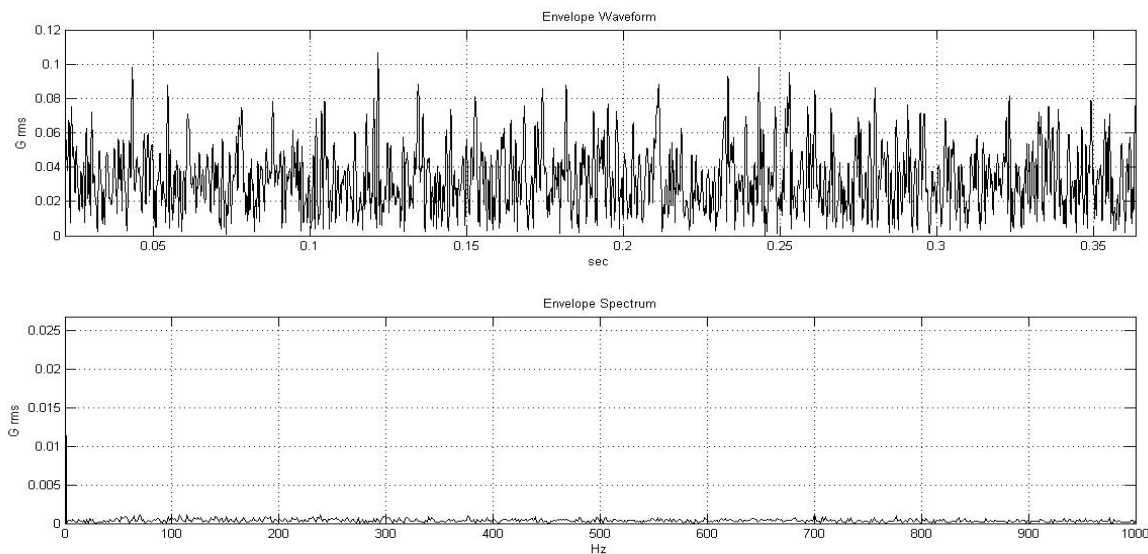
επιφέρει με τη σειρά του μικρές διαταραχές πλάτους στο σχεδόν μηδενικό σήμα κραδασμών ενός υγιούς ένσφαιρου τριβέα. Στον Πίνακα 3.8 παρουσιάζονται οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν για την παραγωγή σημάτων υγιούς λειτουργίας. Οι συντελεστές που εμφανίζονται στη δεύτερη σειρά του Πίνακα 3.8 κλιμακώνουν κατάλληλα τις μέγιστες τιμές του δείγματος των ψευδοτυχαίων αριθμών στα αντίστοιχα πλάτη κραδασμών της πρώτης σειράς. Στο Σχήμα 3.13 παρουσιάζεται ένα προσομοιωμένο αρχικό χρονικό σήμα υγιούς λειτουργίας μαζί με το φάσμα του με μέγιστο πλάτος κραδασμών 0.1. Στο Σχήμα 3.14 παρουσιάζεται η περιβάλλουσα του παραπάνω σήματος μαζί με το φάσμα αυτής, στο οποίο δεν παρατηρείται ύπαρξη διακριτών αιχμών σε συγκεκριμένες συχνότητες, όπως άλλωστε αναμενόταν. Για κάθε μία από τις στήλες του Πίνακα 3.8 παρήχθησαν ενενήντα έξι (96) κυματομορφές, όποτε συνολικά εξήχθησαν 480 κυματομορφές υγιούς λειτουργίας.

Μέγιστο Πλάτος Κραδασμών	0.05	0.1	0.15	0.2	0.25
Συντελεστές κλιμάκωσης	0.016	0.033	0.05	0.067	0.083

Πίνακας 3.8. Παράμετροι για δημιουργία σημάτων υγιούς λειτουργίας.



Σχήμα 3.13. Προσομοιωμένο αρχικό χρονικό σήμα και φάσμα αυτού. Υγιής λειτουργία.



Σχήμα 3.14. Περιβάλλουσα (Envelope signal) σήματος του Σχήματος 3.13 και φάσμα αυτής.

3.3.1 Διαδικασίες επεξεργασίας προσομοιωμένων δεδομένων και εξαγωγής κατάλληλων παραμέτρων

Οι διαθέσιμες κυματομορφές τόσο των προσομοιωμένων χρονικών σημάτων και των περιβαλλουσών τους όσο και των φασμάτων τους επεξεργάζονται περαιτέρω προκειμένου να εξαχθούν κατάλληλες διαγνωστικές παράμετροι για την εκπαίδευση των προτεινόμενων διαγνωστικών τεχνικών. Η επεξεργασία που επιτελείται, τόσο στο πεδίο του χρόνου όσο και στο πεδίο των συχνοτήτων, είναι ακριβώς η ίδια με αυτήν που περιγράφεται στην Ενότητα 3.2.1 με μια διαφοροποίηση που αναφέρεται παρακάτω.

Εξαγωγή στατιστικών παραμέτρων

Για τη συγκεκριμένη διαδικασία χρησιμοποιούνται και εδώ τα αρχικά χρονικά σήματα (Raw signals) όπως και οι περιβάλλουσές τους (Envelope signals) ώστε να εξαχθούν οι στατιστικές παράμετροι που ορίζονται από τις Εξισώσεις (3.1) έως και (3.11). Κατόπιν οι παράμετροι αυτές υπόκεινται σε κανονικοποίηση, όπως και οι παράμετροι που παρήχθησαν από τα πραγματικά δεδομένα, σύμφωνα με τις Εξισώσεις (3.12), (3.13) και (3.14). Η διαφορά σε σχέση με την Ενότητα 3.2.1 έχει να κάνει με το γεγονός ότι η κανονικοποίηση επιτελείται τώρα με δύο ανεξάρτητους τρόπους αναλόγως με το πλήθος M (βλ. Εξισώσεις (3.12), (3.13), (3.14)) των διαθέσιμων παραμέτρων. Πιο συγκεκριμένα έχουμε τα εξής:

- i. Η κανονικοποίηση επιτελείται ακριβώς όπως και στην Ενότητα 3.2.1 λαμβάνοντας υπόψη όλα τα διαθέσιμα διανύσματα στατιστικών παραμέτρων που έχουν προέλθει από τα προσομοιωμένα σήματα. Ο μόνος διαχωρισμός τους βασίζεται στην λειτουργική κατάσταση του ένσφαιρου τριβέα (βλάβη εξωτερικού δακτυλίου, βλάβη εσωτερικού δακτυλίου, υγιής κατάσταση) στην οποία αναφέρονται. Επομένως στην περίπτωση κανονικοποίησης ενός διανύσματος που αντιστοιχεί σε κυματομορφή με βλάβη εξωτερικού δακτυλίου το πλήθος M θα ισούται με 240. Αντιστοίχως ένα διάνυσμα παραμέτρων από κυματομορφή με βλάβη εσωτερικού δακτυλίου θα χρησιμοποιεί το M ίσο με 240 στην κανονικοποίηση του. Τέλος, στην περίπτωση ενός διανύσματος παραμέτρων που

αντιστοιχεί σε κυματομορφή υγιούς λειτουργίας το M θα είναι ίσο με 480. Η συγκεκριμένη διαδικασία κανονικοποίησης θα αναφέρεται ως Normalized_ALL_Md ή N1 χάριν συντομίας.

- ii. Στην δεύτερη παραλλαγή της κανονικοποίησης έχουμε δύο κριτήρια διαχωρισμού για την εύρεση του πλήθους M . Το πρώτο κριτήριο παραμένει η λειτουργική κατάσταση του ένσφαιρου τριβέα στην οποία αναφέρεται κάθε προσομοιωμένη κυματομορφή είτε χρονικού σήματος είτε περιβάλλουσας. Το δεύτερο κριτήριο βασίζεται στην ομαδοποίηση των κυματομορφών ανάλογα με το πλάτος των κρούσεων που περιγράφουν (βλ. Πίνακα 3.6, Πίνακα 3.7 και Πίνακα 3.8). Στην περίπτωση ενός σήματος που αντιστοιχεί σε βλάβη, είτε εξωτερικού είτε εσωτερικού δακτυλίου, με οποιοδήποτε πλάτος κρούσης το M θα ισούται με 40. Αυτό προκύπτει από τις 10 κυματομορφές που έχουν παραχθεί για το συγκεκριμένο πλάτος κρούσεων επί τις 4 διαφορετικές συχνότητες, είτε BPFO είτε BPFI, για τις οποίες εκτελέστηκαν τα δυναμικά μοντέλα λειτουργίας. Αντιστοίχως για ένα σήμα που αντιστοιχεί σε υγιή λειτουργία με συγκεκριμένο πλάτος κρούσης το M θα ισούται με 96. Η συγκεκριμένη διαδικασία κανονικοποίησης θα αναφέρεται ως Normalized_separate_Md ή N2 χάριν συντομίας.

Εξαγωγή ενεργειακών παραμέτρων-δεικτών

Για τη συγκεκριμένη επεξεργασία χρησιμοποιήθηκαν και εδώ τα φάσματα των περιβαλλουσών ώστε να εξαχθούν οι ενεργειακές παράμετροι που περιγράφονται από τις Εξισώσεις (3.15) έως και (3.23). Η επεξεργασία των προσομοιωμένων φασμάτων περιβάλλουσας έγινε ακριβώς όπως περιγράφεται και στην Ενότητα 3.2.1 χωρίς διαφοροποιήσεις.

3.4 Ανακεφαλαίωση

Σ' αυτό το κεφάλαιο έγινε παρουσίαση των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν στα πλαίσια της παρούσης εργασίας καθώς και των μεθόδων επεξεργασίας τους ώστε να παραχθούν κατάλληλες διαγνωστικές παράμετροι. Τα διαθέσιμα δεδομένα αποτελούνται τόσο από περιπτώσεις πραγματικών περιπτώσεων δοκιμής (test cases) για την αξιολόγηση διαγνωστικών μεθόδων όσο και από προσομοιωμένα δεδομένα για την εκπαίδευση των μεθόδων αυτών. Τα δεδομένα παρέχονται αρχικά σε μορφή χρονικών σημάτων (Raw signals) και φασμάτων αυτών καθώς και στη μορφή των περιβαλλουσών τους (Envelope signals) που συνοδεύονται και αυτές από τα φάσματά τους.

Η επεξεργασία των δεδομένων έχει σαν σκοπό την εξαγωγή κατάλληλων παραμέτρων που περιέχουν πιο πλούσια διαγνωστική πληροφορία απ' ότι τα αρχικά σήματα (χρονικά και περιβάλλουσες) και βασίζονται σε σαφή βήματα που περιγράφηκαν στις παραπάνω ενότητες. Επιτελέστηκε τόσο στο πεδίο του χρόνου εξάγοντας στατιστικού τύπου παραμέτρους που βασίζονται στη μορφολογία των κυματομορφών όσο και στο πεδίο των συχνοτήτων εξάγοντας παραμέτρους που περιγράφουν την συγκέντρωση ενέργειας σε συγκεκριμένες συχνοτικές περιοχές.

4 ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΔΙΑΓΝΩΣΤΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΓΙΑ ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ ΥΓΕΙΑΣ ΕΝΣΦΑΙΡΟΥ ΤΡΙΒΕΑ

4.1 Εισαγωγή

Στο προηγούμενο κεφάλαιο έγινε εκτενής παρουσίαση των δεδομένων που χρησιμοποιούνται στα πλαίσια της παρούσης εργασίας, καθώς και λεπτομερής επεξήγηση των διαδικασιών επεξεργασίας τους με σκοπό την εξαγωγή κατάλληλων διαγνωστικών παραμέτρων. Τα δεδομένα αφορούσαν βλάβες εξωτερικού και εσωτερικού δακτυλίου σε ένσφαιρο τριβέα καθώς και υγιή κατάσταση. Αποτελούνταν από πραγματικές μετρήσεις σε μία εργαστηριακή εγκατάσταση του Case Western Reserve University και από προσομοιωμένα δεδομένα που προέρχονταν από δυναμικά μοντέλα λειτουργίας ένσφαιρου τριβέα. Όπως αναφέρθηκε, η αρχική τους μορφή ήταν αυτή των χρονικών σημάτων κραδασμών (Raw signals) από τα οποία, μέσω κατάλληλων διαδικασιών, λαμβανόντουσαν τόσο τα φάσματά τους όσο και οι περιβάλλουσές τους (Envelope signals) με τα δικά τους αντίστοιχα φάσματα.

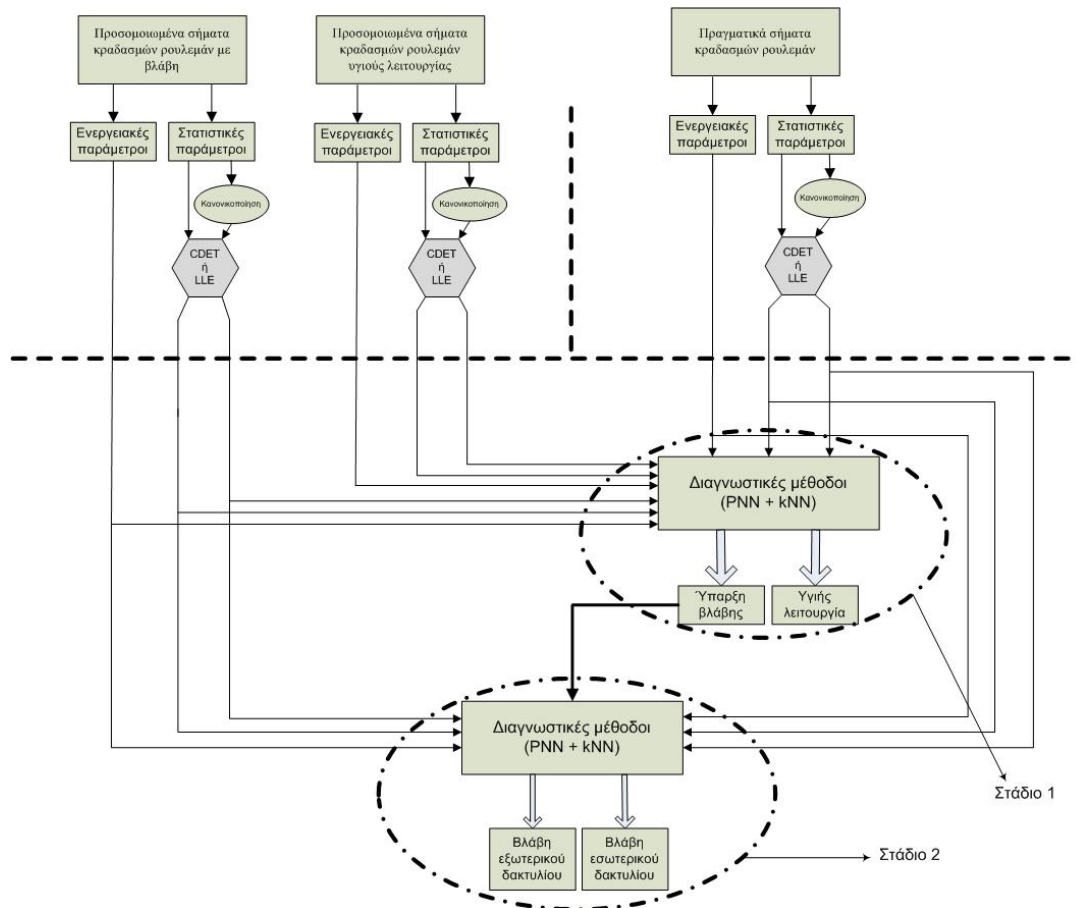
Η περαιτέρω επεξεργασία των διαθέσιμων κυματομορφών και φασμάτων είχε σαν σκοπό την εξαγωγή κατάλληλων διαγνωστικών παραμέτρων. Αυτές με τη σειρά τους σχηματίζουν διανύσματα (ή πρότυπα) τιμών που θα αποτελούν τη διαχειρίσιμη πληροφορία των προτεινόμενων διαγνωστικών τεχνικών προκειμένου οι τελευταίες να καταλήξουν στο συμπέρασμά τους σχετικά με την κατάσταση υγείας του εξεταζόμενου ένσφαιρου τριβέα. Σημειώνεται ότι αυτές οι τεχνικές χειρίζονται τη διάγνωση ως ένα πρόβλημα ταξινόμησης μεταξύ διαφόρων κλάσεων κατάστασης του ένσφαιρου τριβέα (π.χ. βλάβη, υγεία κτλ.). Όπως παρουσιάστηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, η επεξεργασία των διαθέσιμων δεδομένων επιτελέστηκε με δύο ανεξάρτητους τρόπους:

- Μέσω της εξαγωγής έντεκα (11) αδιάστατων στατιστικών παραμέτρων που προέρχονται από τις κυματομορφές των αρχικών χρονικών σημάτων και των περιβαλλουσών τους και ορίζονται σύμφωνα με τις Εξισώσεις (3.1) έως (3.11).
- Μέσω της εξαγωγής τεσσάρων (4) ενεργειακών παραμέτρων-δεικτών που προέρχονται από τα φάσματα των περιβαλλουσών και ορίζονται σύμφωνα με τις Εξισώσεις (3.20) έως (3.23)

Όσοι παράμετροι προέρχονται από την επεξεργασία των προσομοιωμένων κυματομορφών χρησιμοποιούνται ως πρότυπα για την εκπαίδευση των διαγνωστικών μεθόδων, ενώ οι παράμετροι που προέρχονται από τις πραγματικές περιπτώσεις δοκιμών (test cases) χρησιμοποιούνται ως πρότυπα κατάταξης για την αξιολόγηση των μεθόδων αυτών.

Η διαδικασία της διάγνωσης εκτελείται σε δύο στάδια που παρουσιάζονται στο Σχήμα 4.1. Στο πρώτο στάδιο (Στάδιο 1) οι διαγνωστικές μέθοδοι εξετάζουν αν υπάρχει ή όχι παρουσία βλάβης. Το δεύτερο στάδιο (Στάδιο 2) αφορά αποκλειστικά τις περιπτώσεις δοκιμών (test cases) στα οποία υπάρχει βλάβη, οπότε οι διαγνωστικές μέθοδοι καλούνται να

ξεχωρίσουν το είδος της, δηλαδή αν υπάρχει φθορά στον εξωτερικό ή στον εσωτερικό δακτύλιο. Και στα δύο στάδια οι διαγνωστικές μέθοδοι που χρησιμοποιούνται είναι οι ίδιες ακριβώς, με μόνη διαφορά το πλήθος των διανυσμάτων που διαχειρίζονται στο κάθε ένα εξ' αυτών προκειμένου να επιτελέσουν τη λειτουργία τους. Κατά αντίστοιχο τρόπο ορίζονται στα δύο στάδια και οι διαφορετικές κλάσεις ταξινόμησης-κατάστασης του ένσφαιρου τριβέα. Στο πρώτο φτιάχνονται δύο κλάσεις κατάταξης (ύπαρξη βλάβης και υγεία), ενώ στο δεύτερο ορίζονται πάλι δύο κλάσεις κατάταξης (βλάβη εξωτερικού δακτυλίου, βλάβη εσωτερικού δακτυλίου).



Σχήμα 4.1. Διάγραμμα ροής της διαγνωστικής διαδικασίας συμπεριλαμβανομένων και των δύο σταδίων.

4.2 Πρώτο στάδιο διάγνωσης (Στάδιο 1)

Προκειμένου να εκτιμηθεί η κατάσταση υγείας του ένσφαιρου τριβέα θα πρέπει οι προτεινόμενες διαγνωστικές τεχνικές kNN (k Nearest Neighbors - κ πλησιέστεροι γείτονες) και PNN (Probabilistic Neural Network – Πιθανολογικό Νευρωνικό Δίκτυο) να λάβουν την απαιτούμενη πληροφορία των εξαγόμενων διαγνωστικών παραμέτρων του Κεφ.3 σε κατάλληλη μορφή. Έτσι σχηματίζονται τα εξής διανύσματα τιμών:

$$DSP = (SP_1, SP_2, \dots, SP_{11}) \quad (4.1)$$

$$DEP = (EP_1, EP_2, EP_3, EP_4) \quad (4.2)$$

όπου SP_k είναι η κ-οστή στατιστική παράμετρος και EP_k είναι η αντίστοιχη κ-οστή ενεργειακή παράμετρος, επομένως ισχύει ότι $\mathbf{DSP} \in R^n$, $n = 11$ και $\mathbf{DEP} \in R^n$, $n = 4$. Τα παραπάνω διανύσματα αποτελούν τη πληροφορία που επεξεργάζονται οι διαγνωστικές τεχνικές ώστε να μπορέσουν να την εξάγουν το τελικό τους συμπέρασμα.

Τόσο η μέθοδος kNN όσο και το PNN αποτελούν προσεγγίσεις των βέλτιστων ταξινομητών κατά Bayes. Αυτό σημαίνει ότι χρειάζονται όσο το δυνατόν μεγαλύτερο πλήθος διανυσμάτων ή προτύπων εκπαίδευσης (training vectors or patterns) ώστε να προσεγγίζουν όσο το δυνατόν ακριβέστερα τις κατανομές πιθανότητας (probability density functions – pdf) που απαιτούν οι αλγόριθμοι κατάταξης. Γι' αυτό το λόγο δημιουργήθηκαν 480 προσομοιωμένα άμεσα χρονικά σήματα κραδασμών με παρουσία βλάβης (240 για βλάβη εξωτερικού δακτυλίου και 240 για βλάβη εσωτερικού δακτυλίου) και 480 προσομοιωμένα σήματα υγιούς λειτουργίας μαζί με τα φάσματά τους. Επίσης για τους δύο τύπους σημάτων βρέθηκαν και οι περιβάλλουσές τους με τα αντίστοιχα φάσματα. Συνολικά εξήχθησαν 960 διανύσματα στατιστικών παραμέτρων από τα χρονικά σήματα, 960 διανύσματα στατιστικών παραμέτρων από τις περιβάλλουσες και 960 διανύσματα στατιστικών παραμέτρων από την συνένωση των παραπάνω, ενώ αντιστοίχως από τα φάσματα των περιβαλλουσών εξήχθησαν 960 διανύσματα ενεργειακών παραμέτρων. Τα παραπάνω χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση των διαγνωστικών μεθόδων, όπως άλλωστε αναφέρεται και στο Κεφ.3. Σημειώνεται ότι όσον αφορά τα διανύσματα στατιστικών παραμέτρων αυτά αποτελούνταν τόσο από τις μη κανονικοποιημένες τιμές τους όσο και τις κανονικοποιημένες που προκύπτουν από τις δύο διαδικασίες κανονικοποίησης N1 και N2.

4.2.1 Εφαρμογή των διαγνωστικών μεθόδων με χρήση στατιστικών παραμέτρων-Αποτελέσματα

Όπως φαίνεται από την Εξίσωση (4.1) τα διανύσματα των στατιστικών παραμέτρων είναι 11-διάστατα. Έχει παρατηρηθεί ότι οι μέθοδοι ταξινόμησης δεν παράγουν καλά αποτελέσματα όταν διαχειρίζονται διανύσματα μεγάλων διαστάσεων λόγω μη σωστής γενίκευσης σε νέα δεδομένα, γεγονός το οποίο είναι γνωστό διεθνώς με τον όρο “*curse of dimensionality*”. Εξαιτίας του παραπάνω κρίθηκε σκόπιμο να γίνει μείωση της διάστασης όλων των διαθέσιμων προτύπων (είτε εκπαίδευσης είτε προς κατάταξη για αξιολόγηση) πριν εκτελεστεί η εκπαίδευση των διαγνωστικών μεθόδων και το πρώτο στάδιο διάγνωσης. Προς τούτο ακολουθήθηκαν οι εξής δύο διαφορετικές τεχνικές:

- Η τεχνική DET (distance evaluation technique) που προτείνεται από τους Yang & Kim (2006), Widodo et al. (2007) και Yaguo et al. (2009). Η παραπάνω τεχνική αρχικά λαμβάνει ένα σύνολο προτύπων εκπαίδευσης στα οποία έχει ενσωματωθεί και η πληροφορία σχετικά με την κλάση ταξινόμησης στην οποία ανήκει το καθένα. Ενεργώντας στις επιμέρους στατιστικές παραμέτρους των διανυσμάτων (που αντιστοιχούν στα επιμέρους στοιχεία των διανυσμάτων), ορίζει συγκεκριμένους δείκτες και αποστάσεις που αναπαριστούν το «ποσοστό» δυνατότητας διάκρισης μεταξύ αυτών των παραμέτρων, αναφορικά με τις επιμέρους κλάσεις ταξινόμησης που ανήκουν. Κατόπιν ταξινομεί αυτούς τους δείκτες με φθίνουσα σειρά ώστε ο μέγιστος εξ' αυτών να φανερώνει την παράμετρο εκείνη των διανυσμάτων με τη μέγιστη δυνατότητα διάκρισης μεταξύ διαφορετικών κλάσεων (μεγάλη ομοιότητα μεταξύ των παραμέτρων από την ίδια κλάση και αντίστοιχα μεγάλη διαφορετικότητα με παραμέτρους από άλλες κλάσεις). Επομένως η μείωση της διάστασης των διανυσμάτων γίνεται με την επιλογή όσων

παραμέτρων επιθυμεί ο χρήστης, ξεκινώντας από αυτήν με το μέγιστο δείκτη και συνεχίζοντας με την επόμενη κ.ο.κ. Άρα η συγκεκριμένη τεχνική δεν αλλάζει τη μορφή ή τις τιμές που απαρτίζουν τα διανύσματα (ή πρότυπα) εκπαίδευσης παρά επιλέγει τα «σημαντικότερα» στοιχεία τους και κατασκευάζει νέα μειωμένης διάστασης διανύσματα εξ' αυτών. Η DET εφαρμόστηκε σε τρεις διαφορετικές περιπτώσεις διανυσμάτων. Σε διανύσματα παραμέτρων που προήλθαν από τα άμεσα χρονικά σήματα (Raw signals) διάστασης 11 στοιχείων, σε διανύσματα παραμέτρων που προήλθαν από σήματα περιβαλλουσών (Envelope signals) διάστασης 11 στοιχείων και σε διανύσματα που προέρχονται από τη συνένωση των δύο παραπάνω περιπτώσεων (Raw+Envelope signals) διάστασης 22 στοιχείων. Οι παραπάνω εφαρμογές αφορούσαν τόσο τις μη κανονικοποιημένες (n-N) στατιστικές παραμέτρους (βλ. Εξισώσεις (3.1) έως (3.11)), όσο και τις κανονικοποιημένες τιμές τους (βλ. Εξισώσεις (3.12) έως και (3.15)) που προκύπτουν τόσο από τη διαδικασία N1 όσο και από τη διαδικασία N2 (βλ. Ενότητα 3.3.1). Για κάθε μία από αυτές τις δυνατές επιλογές εκτελέστηκε η DET κατασκευάζοντας νέα διανύσματα, ξεκινώντας από τις 3 «σημαντικότερες» παραμέτρους (άρα διανύσματα διάστασης 3) και φθάνοντας μέχρι τις 8 «σημαντικότερες» (άρα διανύσματα διάστασης 8). Στον Πίνακα 4.1 παρουσιάζονται οι 8 στατιστικές παράμετροι, που επιλέγονται από την DET για τα χρονικά σήματα (Raw signals), με φθίνουσα σειρά «σημαντικότητας» από αριστερά προς τα δεξιά (δηλαδή η παράμετρος με μέγιστο δείκτη διάκρισης είναι στην πρώτη στήλη, η αμέσως επόμενη στη δεύτερη στήλη κ.ο.κ.). Στον Πίνακα 4.2 παρουσιάζονται οι αντίστοιχες 8 παράμετροι που έχουν επιλεγεί από τις περιβάλλουσες μέσω της DET, με την ίδια ακριβώς σειρά εμφάνισης όπως στον παραπάνω πίνακα. Στον Πίνακα 4.3 δείχνονται οι 8 στατιστικές παράμετροι, που έχουν επιλεγεί μέσω της DET, από το συνδυασμό των δύο παραπάνω περιπτώσεων ακολουθώντας την ίδια σειρά εμφάνισης. Περισσότερες λεπτομέρειες σχετικά με τον αλγόριθμο και τις μαθηματικές σχέσεις της DET δίνονται στο Παράρτημα II.

- Ο αλγόριθμος LLE (Locally Linear Embedding) όπως παρουσιάζεται από τους *De Ridder & Duin (2002)* και *Kayo (2006)*. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος ανήκει στις μεθόδους που επιτελούν μείωση διάστασης (dimensionality reduction) μέσω προβολών των αρχικών διανυσμάτων σε νέους διανυσματικούς χώρους μειωμένων διαστάσεων και διαφορετικών βάσεων. Άλλα παραδείγματα τέτοιων τεχνικών αποτελούν η ανάλυση διανύσματος με βάση τον αλγόριθμο PCA (Principal Component Analysis), η ανάλυση με βάση τη μεθοδολογία LPP (Locality Preserving Projections) κ.α. Ο αλγόριθμος LLE λαμβάνει το σύνολο των προτύπων εκπαίδευσης και μέσω κατάλληλων διαδικασιών προσπαθεί να εκτιμήσει μία μη γραμμική δομή που τα διασυνδέει σε ένα καινούριο διανυσματικό χώρο, η οποία δομή δεν είναι φανερή από τις αρχικές τιμές τους. Η εκτίμηση αυτή δεν γίνεται ταυτόχρονα για όλο το σύνολο των προτύπων εκπαίδευσης αλλά εκτελείται ξεχωριστά για κάθε ομάδα διανυσμάτων που ανήκουν στην ίδια κλάση ταξινόμησης. Η συγκεκριμένη προσέγγιση ονομάζεται και «επιβλεπόμενος» LLE (supervised LLE). Όσον αφορά τα πρότυπα προς κατάταξη, η εφαρμογή του αλγορίθμου επιτελείται σταδιακά για κάθε ένα τη φορά λαμβάνοντας υπόψη όμως όλο το σύνολο των προτύπων εκπαίδευσης. Άρα μέσω της τεχνικής αυτής ορίζονται νέοι συντελεστές που αποτελούν τις συντεταγμένες των αρχικών διανυσμάτων στα καινούρια διανύσματα βάσης. Επομένως δεν διατηρείται η αρχική πληροφορία με τις τιμές της αλλά μετασχηματίζεται σε καινούρια μορφή, η διάσταση της οποίας

καθορίζεται από τον χρήστη. Στην παρούσα εργασία η ανάλυση, μέσω του LLE, των αρχικών διανυσμάτων των στατιστικών παραμέτρων (είτε αφορούσαν τις μη κανονικοποιημένες τιμές (n-N) είτε τις κανονικοποιημένες (N1 και N2)) εκτελέστηκε για τελικές διαστάσεις των νέων διανυσμάτων ίσες με 3 και 4. Περισσότερες λεπτομέρειες σχετικά με τον αλγόριθμο και τις μαθηματικές σχέσεις του δίνονται στο Παράρτημα II.

Στατιστικές παράμετροι

RAW	n-N	SK	SK-p	SI	CLI	KU-p	KU	IMI	CI
	N1	RMS	Mean	SK-p	CLI	IMI	SK	KU-p	CI
	N2	Mean	RMS	KU	SK	SK-p	CLI	CI	Variance

Πίνακας 4.1. Επιλεγμένες στατιστικές παράμετροι από την τεχνική DET που αφορούν τα άμεσα χρονικά σήματα (Raw signals)

Στατιστικές παράμετροι

ENVEL	n-N	SI	SK	SK-p	CLI	IMI	KU	KU-p	CI
	N1	Mean	Variance	RMS	CI	SI	SK	KU	SK-p
	N2	Variance	Mean	CI	RMS	SI	KU	SK	SK-p

Πίνακας 4.2. Επιλεγμένες στατιστικές παράμετροι από την τεχνική DET που αφορούν τα σήματα περιβαλλουσών (Envelope signals)

Στατιστικές παράμετροι

RAW + ENVEL	n-N	^E SI	^R SK	^R SK-p	^R SI	^R CLI	^E SK	^E SK-p	^R KU-p
	N1	^R RMS	^E Mean	^R Mean	^E Var	^R SK-p	^E RMS	^E CI	^R CLI
	N2	^R Mean	^E Var	^E Mean	^E CI	^E RMS	^R RMS	^R KU	^E SI

Πίνακας 4.3. Επιλεγμένες στατιστικές παράμετροι από την τεχνική DET που αφορούν συνδυασμό χρονικών σημάτων και περιβαλλουσών (Raw+Envelope signals).

Όπου ο δείκτης E αντιστοιχεί στην στατιστική παράμετρο που έχει προέλθει από το σήμα περιβάλλουσας και ο δείκτης R αντιστοιχεί στην παράμετρο που προέρχεται από άμεσο χρονικό σήμα.

Εφαρμογή μεθόδου kNN - Αποτελέσματα

Η διαγνωστική μέθοδος kNN εφαρμόστηκε στο πρώτο στάδιο διάγνωσης για τα μειωμένα διανύσματα στατιστικών παραμέτρων που έχουν προκύψει από τη DET τεχνική (βλ. Πίνακες 4.1, 4.2, 4.3) καθώς και για εκείνα που έχουν προέλθει από την εφαρμογή του αλγορίθμου LLE. Η εφαρμογή αφορά τόσο τις μη κανονικοποιημένες τιμές των διανυσμάτων όσο και τις κανονικοποιημένες που προκύπτουν μέσω των δύο διαδικασιών N1 και N2. Επιπλέον έγινε ανάπτυξη διαφορετικών παραλλαγών στην αρχιτεκτονική της kNN μέσω μεταβολής διαφόρων «δομικών» χαρακτηριστικών αυτής της μεθόδου που περιγράφονται στον Πίνακα 4.4.

Είδος απόστασης	Ευκλείδεια					CityBlock (ή Manhattan)				
	k πλησιέστεροι γείτονες	1	3	5	7	9	1	3	5	7

Πίνακας 4.4. «Δομικά» χαρακτηριστικά μεθόδου kNN για την ανάπτυξη των διαφόρων παραλλαγών

Οι αποστάσεις μεταξύ των πλησιέστερων γειτόνων, όταν λαμβάνονται υπόψη οι στατιστικές παράμετροι που προκύπτουν από τη DET, ορίζονται από τους παρακάτω τύπους:

$$Euclidean = \left(\sum_{i=1}^n (SP_i^{train} - SP_i^{test})^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad n = 3, 4, 5, 6, 7, 8 \quad (4.3)$$

$$CityBlock = \sum_{i=1}^n |SP_i^{train} - SP_i^{test}|, \quad n = 3, 4, 5, 6, 7, 8 \quad (4.4)$$

όπου SP_i^{train} είναι η τιμή της i στατιστικής παραμέτρου από ένα πρότυπο εκπαίδευσης ενώ SP_i^{test} είναι η τιμή της ίδιας στατιστικής παραμέτρου από ένα πρότυπο προς κατάταξη. Αντιστοίχως όταν λαμβάνονται υπόψη οι συντελεστές-συντεταγμένες που προέρχονται από την εκτέλεση του αλγορίθμου LLE οι αποστάσεις ορίζονται με βάση τις σχέσεις:

$$Euclidean = \left(\sum_{i=1}^n (LLEcoef_i^{train} - LLEcoef_i^{test})^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad n = 3, 4 \quad (4.5)$$

$$CityBlock = \sum_{i=1}^n |LLEcoef_i^{train} - LLEcoef_i^{test}|, \quad n = 3, 4 \quad (4.6)$$

Τα αποτελέσματα από την εφαρμογή της μεθόδου kNN για το πρώτο στάδιο διάγνωσης παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.5. Δίνονται ως ποσοστά επί τοις εκατό (%) των πραγματικών περιπτώσεων δοκιμής (test cases) που ταξινομήθηκαν σωστά έναντι του συνόλου των πραγματικών test cases. Το σύνολο των τελευταίων στο πρώτο στάδιο της διάγνωσης είναι ίσο με 28, όπως έχει παρουσιαστεί στο Κεφ.3. Σημειώνεται επίσης ότι στην περίπτωση των κανονικοποιημένων διανυσμάτων παραμέτρων παρουσιάζεται η βέλτιστη κάθε φορά τιμή από τις δύο διαδικασίες κανονικοποίησης και επισημαίνεται αναλόγως.

Από τον παρακάτω πίνακα μπορούν να εξαχθούν τα εξής συμπεράσματα:

- Όσον αφορά τις στατιστικές παραμέτρους που προέρχονται από τα άμεσα χρονικά σήματα (Raw signals) παρατηρείται ότι η kNN μέθοδος δεν διαχειρίζεται αποδοτικά αυτήν την πληροφορία, καταλήγοντας σε φτωχές επιδόσεις κατάταξης ιδιαίτερα για χαμηλές διαστάσεις των χρησιμοποιούμενων προτύπων. Όσο αυξάνεται ο αριθμός διάστασης παρατηρείται μία βελτίωση όχι όμως ιδιαίτερα σημαντική. Παρόμοια είναι και η εικόνα σχετικά με την απόδοση της μεθόδου όταν λαμβάνει υπόψη της τα διανύσματα με τους συντελεστές που έχουν προκύψει από τον αλγόριθμο LLE.
- Όσον αφορά τις στατιστικές παραμέτρους που προέρχονται από τις περιβάλλουσες (Envelope signals) η εικόνα είναι αρκετά διαφορετική καθώς τώρα οι επιδόσεις των διαφόρων παραλλαγών της kNN παρουσιάζουν σημαντική βελτίωση με ικανοποιητικές τιμές επιτυχίας κατατάξεων. Μάλιστα οι υψηλές τιμές απόδοσης παραμένουν ανεξάρτητες του αριθμού των πλησιέστερων γειτόνων και του είδους των μεταξύ τους αποστάσεων και αφορούν εκείνα τα διανύσματα παραμέτρων που περιέχουν τις μη κανονικοποιημένες τιμές τους. Στην περίπτωση των διανυσμάτων που προέρχονται από τον αλγόριθμο LLE παραμένουν οι υψηλές αποδόσεις της μεθόδου παρουσιάζοντας και μία μικρή βελτίωση ανεξαρτήτως πάλι του αριθμού των πλησιέστερων γειτόνων και του τύπου των αποστάσεών τους. Διαφοροποιείται όμως η χρησιμοποιούμενη πληροφορία για την επίτευξη αυτών των επιδόσεων, καθώς στην συγκεκριμένη περίπτωση αυτό επιτυγχάνεται με τα διανύσματα που περιέχουν τις κανονικοποιημένες τιμές των στατιστικών παραμέτρων πάνω στα οποία εκτελείται ο αλγόριθμος LLE.

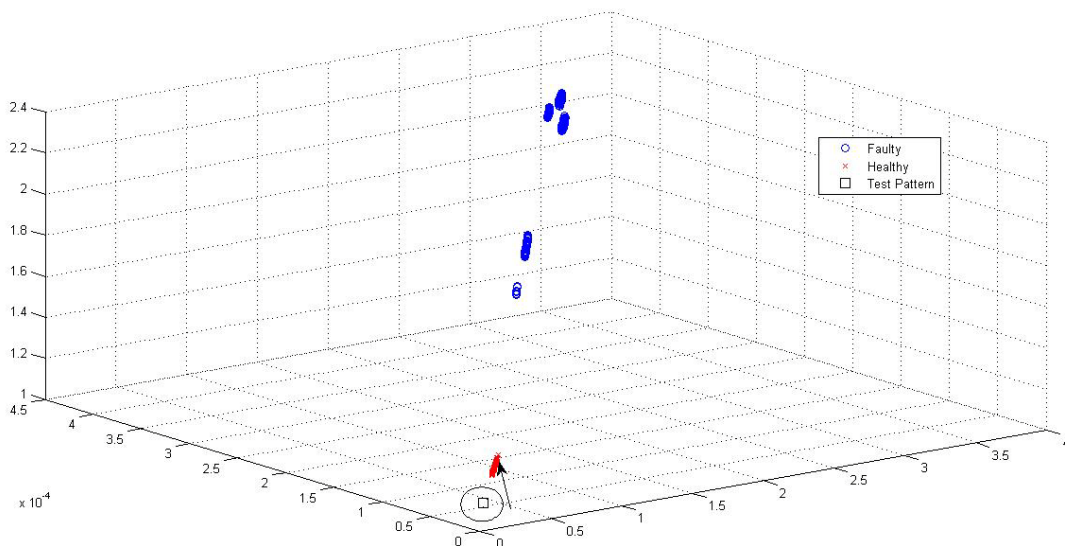
			Μέτρο Απόστασης γειτόνων (neighbor distance metric)											
			Αριθμός k πλησιέστερων γειτόνων (k nearest neighbors)											
			Ευκλείδεια					CityBlock						
Σήμα	Διάσταση Διανύσματος	Μη-κανονικοπ.	1	3	5	7	9	1	3	5	7	9		
		Κανονικοπ.												
ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΕΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ														
RAW	3	n-N	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	
		N2	39.3	25	39.3	39.3	32.1	39.3	28.6	35.7	35.7	39.3		
	4	n-N	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	42.9	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	
		N2	32.1	32.1	39.3	39.3	39.3	35.7	42.3	39.3	39.3	46.4		
	5	n-N	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	42.9	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	
		N2	35.7	39.3	46.4	46.4	50	28.6	42.9	46.4	50	39.3		
	6	n-N	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	
		N2	53.6	42.9	50	42.9	60.7	46.4	57.1	50	50	50		
	7	n-N	50	50	50	50	53.6	53.6	60.7	57.1	60.7	60.7	60.7	
		N2	57.1	53.6	57.1	50	53.6	71.4	64.3	60.7	60.7	53.6		
	8	n-N	50	50	50	50	53.6	53.6	60.7	57.1	60.7	60.7	60.7	
		N2	57.1	57.1	53.6	50	39.3	71.4	42.9	53.6	46.4	39.3		
	ENVELOPE	3	n-N	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7
			N1	46.4	50	50	50	53.6	50	53.6	53.6	53.6	57.1	
4		n-N	67.9	71.4	71.4	75	71.4	71.4	78.6	78.6	78.6	78.6	78.6	
		N2	50	28.6	28.6	25	21.4	53.6	35.7	25	28.6	28.6		
5		n-N	67.9	75	78.6	78.6	78.6	75	78.6	78.6	78.6	78.6	78.6	
		N2	32.1	32.1	35.7	35.7	32.1	28.6	32.1	32.1	32.1	28.6		
6		n-N	67.9	78.6	78.6	78.6	78.6	78.6	78.6	82.1	82.1	82.1	82.1	
		N2	32.1	35.7	39.3	39.3	42.9	28.6	32.1	42.9	32.1	35.7		
7		n-N	67.9	78.6	78.6	78.6	78.6	78.6	78.6	82.1	82.1	82.1	82.1	
		N2	25	32.1	32.1	32.1	32.1	28.6	28.6	32.1	28.6	32.1		
8		n-N	64.3	75	78.6	78.6	78.6	67.9	78.6	78.6	78.6	78.6	78.6	
		N2	21.4	32.1	28.6	28.6	32.1	25	25	25	25	25		
RAW + ENVELOPE		3	n-N	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6
			N2	42.9	39.3	39.3	53.6	57.1	35.7	35.7	46.4	50	57.1	
	4	n-N	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	
		N2	39.3	28.6	28.6	32.1	39.3	42.9	32.1	28.6	32.1	42.9		
	5	n-N	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	42.9	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	
		N1	28.6	35.7	35.7	39.3	42.9	32.1	39.3	35.7	32.1	39.3		
	6	n-N	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	
		N2	39.3	25	39.3	50	50	39.3	28.6	42.9	50	46.4		
	7	n-N	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	
		N2	35.7	39.3	35.7	50	42.9	32.1	35.7	32.1	42.9	46.4		
	8	n-N	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	46.4	
		N2	32.1	32.1	32.1	42.9	35.7	32.1	32.1	32.1	42.9	42.9		
	ΣΥΝΤΕΛΕΣΤΕΣ ΑΠΟ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ LLE													
	RAW	3	n-N	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6	28.6
N2(E), N1(CB)			50	50	50	50	50	60.7	46.4	46.4	46.4	46.4		
4		n-N	32.1	32.1	32.1	32.1	32.1	32.1	32.1	32.1	32.1	32.1	32.1	
		N2	46.4	53.6	50	50	50	28.6	32.1	28.6	35.7	39.3		
ENVELOPE	3	n-N	39.3	39.3	39.3	39.3	39.3	25	25	25	25	25		
		N1	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	78.6	78.6	78.6	78.6	78.6		
	4	n-N	42.9	42.9	42.9	42.9	42.9	39.3	39.3	39.3	46.4	46.4		
		N2	75	75	75	75	75	75	75	75	75	75		
RAW + ENVELOPE	3	n-N	42.9	42.9	42.9	42.9	42.9	42.9	42.9	42.9	42.9	42.9		
		N2	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7		
	4	n-N	42.9	42.9	42.9	42.9	42.9	42.9	42.9	42.9	42.9	42.9		
		N2	85.7	85.7	85.7	85.7	82.1	82.1	85.7	85.7	85.7	85.7		

0-50 (%)	50-70 (%)	70-85 (%)	85-100 (%)
----------	-----------	-----------	------------

Πίνακας 4.5. Αποτελέσματα μεθόδου kNN με χρήση στατιστικών παραμέτρων και συντελεστών-συντεταγμένων από αλγόριθμο LLE. Πρώτο στάδιο διάγνωσης.

- Όσον αφορά τα πρότυπα που προέρχονται από το συνδυασμό των διανυσμάτων των στατιστικών παραμέτρων των άμεσων χρονικών σημάτων και των περιβαλλουσών τους (Raw+Envelope signals) παρατηρείται ότι η kNN μέθοδος παρουσιάζει τις ίδιες φτωχές αποδόσεις όπως και στην περίπτωση των παραμέτρων από τα άμεσα χρονικά σήματα. Το τελείως αντίστροφο παρατηρείται όταν χρησιμοποιηθούν οι συντελεστές του LLE αλγορίθμου που προκύπτουν από τα παραπάνω πρότυπα. Σ' αυτήν την περίπτωση η μέθοδος kNN παρουσιάζει την βέλτιστη δυνατή απόδοση όταν όμως χρησιμοποιούνται οι κανονικοποιημένες τιμές των στατιστικών παραμέτρων, από τις οποίες προέρχονται οι συντελεστές του LLE.

Σαν γενικότερο συμπέρασμα μπορεί να ειπωθεί ότι δεν υπάρχει μία τελείως σαφής εικόνα για την γενικότερη διαγνωστική ικανότητα της μεθόδου kNN όταν χρησιμοποιεί πληροφορία που προέρχεται από στατιστικές παραμέτρους. Διαφαίνεται όμως ότι η χρήση σημάτων περιβάλλουσας έχει τη δυνατότητα να βελτιώσει την διαγνωστική διαδικασία, είτε χρησιμοποιώντας τις στατιστικές παραμέτρους χωρίς κανονικοποίηση είτε κανονικοποιώντας τις τιμές τους και εκτελώντας μετά σ' αυτές τον αλγόριθμο LLE. Για τον ίδιο λόγο παρουσιάζεται και η αύξηση της διαγνωστικής απόδοσης στην περίπτωση των κανονικοποιημένων στατιστικών παραμέτρων που προέρχονται από τα άμεσα χρονικά σήματα και τις περιβάλλουσες, οι οποίες «περνούν» από τον LLE αλγόριθμο. Στο Σχήμα 4.2 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα σωστής ταξινόμησης της μεθόδου kNN, το οποίο αφορά την περίπτωση χρήσης διανυσμάτων στατιστικών παραμέτρων, που εξάγονται από τα σήματα των περιβαλλουσών, θεωρώντας τις μη κανονικοποιημένες τιμές τους. Η διάσταση των διανυσμάτων είναι ίση με 3, ο αριθμός των k πλησιέστερων γειτόνων είναι ίσος με 1, η απόσταση θεωρείται Ευκλείδεια και το πρότυπο προς κατάταξη προέρχεται από πραγματική περίπτωση δοκιμής (test case) που αντιστοιχεί σε υγιή λειτουργία.



Σχήμα 4.2. Παράδειγμα ταξινόμησης μεθόδου kNN στο πρώτο στάδιο διάγνωσης, για test case υγιούς λειτουργίας με χρήση στατιστικών παραμέτρων.

Εφαρμογή μεθόδου PNN - Αποτελέσματα

Η δεύτερη διαγνωστική μέθοδος που αναπτύχθηκε, στα πλαίσια της παρούσης εργασίας, είναι αυτή του Πιθανολογικού Νευρωνικού Δικτύου (Probabilistic Neural

Network). Όπως παρουσιάστηκε και στο Κεφ.2 η αρχιτεκτονική αυτών των δικτύων αποτελείται από 3 διακριτά επίπεδα (στρώματα): το επίπεδο των κόμβων εισόδου, το κρυφό επίπεδο των κόμβων σύγκρισης και το επίπεδο εξόδου με τους κόμβους των ξεχωριστών κλάσεων ταξινόμησης. Το πρώτο επίπεδο (επίπεδο εισόδου) αποτελείται από τόσους κόμβους όση είναι και η διάσταση των διανυσμάτων εισόδου (δηλαδή των προτύπων προς κατάταξη), επομένως κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει και ένα στοιχείο αυτών. Το κρυφό επίπεδο αποτελείται από τόσους κόμβους όσα είναι τα πρότυπα εκπαίδευσης άρα κάθε κόμβος περιέχει ένα ολόκληρο διάνυσμα εκπαίδευσης. Μεταξύ πρώτου επιπέδου και κρυφού επιπέδου υπάρχει πλήρης διασύνδεση ώστε η πληροφορία εισόδου να διαμοιράζεται εξίσου σε όλα τα διανύσματα εκπαίδευσης. Τέλος ο αριθμός των κόμβων στο επίπεδο εξόδου είναι ίσος με τον αριθμό των κλάσεων ταξινόμησης ώστε κάθε ένας εξ' αυτών να αντιπροσωπεύει μία μόνο κλάση. Μεταξύ των κόμβων του κρυφού επιπέδου και του επιπέδου εξόδου δεν υπάρχει πλήρης διασύνδεση, όπως στα δύο πρώτα στρώματα, αλλά κάθε πρότυπο εκπαίδευσης (που αντιστοιχεί σε ένα κόμβο του κρυφού επιπέδου) συνδέεται αποκλειστικά με τον κόμβο εξόδου που αναπαριστά την κλάση στην οποία ανήκει το πρότυπο αυτό.

Η διαγνωστική μέθοδος του PNN εκτελέστηκε στα ίδια ακριβώς δεδομένα που εφαρμόστηκε και η μέθοδος kNN, δηλαδή στα μειωμένης διάστασης διανύσματα στατιστικών παραμέτρων μετά την DET τεχνική (είτε για κανονικοποιημένες είτε για μη κανονικοποιημένες τιμές) καθώς και στα διανύσματα των συντελεστών που προκύπτουν από τον αλγόριθμο LLE. Προς τούτο αναπτύχθηκαν διάφορα δίκτυα PNN, τα οποία έχουν ως κοινά «δομικά» στοιχεία μεταξύ τους τα κάτωθι:

- i. Ίδιο πλήθος κόμβων εξόδου καθώς οι κλάσεις ταξινόμησης είναι δύο (Υγιής λειτουργία, Λειτουργία με βλάβη) για όλες τις περιπτώσεις διαθέσιμων δεδομένων.
- ii. Ίδιο πλήθος κόμβων κρυφού επιπέδου. Πιο συγκεκριμένα, σε κάθε PNN που αναπτύχθηκε υπήρχαν 480 κόμβοι προτύπων εκπαίδευσης που αντιστοιχούσαν σε υγιή λειτουργία και 480 κόμβοι προτύπων εκπαίδευσης που αντιστοιχούσαν σε λειτουργία με ύπαρξη βλάβης.

Τα στοιχεία διαφοροποίησής τους αφορούσαν τον αριθμό των κόμβων στο πρώτο επίπεδο, ο οποίος ισούται με τη διάσταση των διανυσμάτων εισόδου, καθώς επίσης και τις διαφορετικές διαστάσεις των κόμβων του κρυφού επιπέδου, οι οποίες εξαρτώνται από τα πρότυπα εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται.

Στον Πίνακα 4.6 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από την εφαρμογή της μεθόδου PNN για το πρώτο στάδιο διάγνωσης και δίνονται ως ποσοστά επί τοις εκατό (%) των πραγματικών περιπτώσεων δοκιμής (test cases) που ταξινομήθηκαν σωστά έναντι του συνόλου των πραγματικών 28 test cases. Από τα αποτελέσματα φαίνεται η μέθοδος PNN να είναι πιο αξιόπιστη από την kNN για τους κάτωθι λόγους:

- Τα PNN δίκτυα παρουσιάζουν υψηλές αποδόσεις τόσο για τις στατιστικές παραμέτρους που προέρχονται από τα άμεσα χρονικά σήματα (Raw signals) όσο και γι' αυτές που προέρχονται από τις περιβάλλουσες (Envelope signals). Παρόμοια εικόνα ισχύει και για το συνδυασμό των στατιστικών παραμέτρων από τις δύο πηγές σημάτων (Raw + Envelope signals) με μία σχετικά μικρή πτώση στην επίδοση. Υπενθυμίζεται ότι η kNN μέθοδος κατάφερε καλές επιδόσεις όταν έκανε χρήση διανυσμάτων στατιστικών παραμέτρων που προέρχονταν από τις περιβάλλουσες (βλ. Πίνακας 4.5).
- Όσον αφορά τα διανύσματα με τους συντελεστές από την εκτέλεση του αλγορίθμου LLE, η μέθοδος του PNN παρουσιάζει παρεμφερή διαγνωστική επιτυχία σε σχέση

Σήμα	Διάσταση Διανύσματος	Μη- κανονικοπ.	PNN
		Κανονικοπ.	
<u>ΔΙΑΣΤΑΤΕΣ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΕΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ</u>			
RAW	3	n-N	75
		N1	82.1
	4	n-N	71.4
		N1	85.7
	5	n-N	71.4
		N1	85.7
	6	n-N	82.1
		N1	85.7
	7	n-N	82.1
		N1	85.7
	8	n-N	82.1
		N1	85.7
ENVELOPE	3	n-N	85.7
		N2	85.7
	4	n-N	78.6
		N1	89.3
	5	n-N	78.6
		N1	85.7
	6	n-N	85.7
		N - 1ή2	85.7
	7	n-N	85.7
		N - 1ή2	85.7
	8	n-N	85.7
		N - 1ή2	85.7
RAW + ENVELOPE	3	n-N	85.7
		N1	82.1
	4	n-N	71.4
		N1	85.7
	5	n-N	71.4
		N1	85.7
	6	n-N	60.7
		N - 1ή2	85.7
	7	n-N	60.7
		N - 1ή2	85.7
	8	n-N	60.7
		N - 1ή2	85.7
<u>ΣΥΝΤΕΛΕΣΤΕΣ ΑΠΟ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ LLE</u>			
RAW	3	n-N	42.9
		N1	21.4
	4	n-N	60.7
		N2	82.1
ENVELOPE	3	n-N	85.7
		N1	85.7
	4	n-N	85.7
		N1	85.7
RAW + ENVELOPE	3	n-N	14.3
		N2	71.4
	4	n-N	82.1
		N2	57.1

0-50 (%)	50-70 (%)	70-85 (%)	85-100 (%)

Πίνακας 4.6. Αποτελέσματα μεθόδου PNN με χρήση στατιστικών παραμέτρων και συντελεστών-συντεταγμένων από αλγόριθμο LLE. Πρώτο στάδιο διάγνωσης

με τη μέθοδο kNN. Η βέλτιστη επίδοση και των δύο συμβαίνει με χρήση διανυσμάτων που προέρχονται από τις περιβάλλουσες.

4.2.2 Εφαρμογή των διαγνωστικών μεθόδων με χρήση ενεργειακών παραμέτρων- Αποτελέσματα

Στην παρούσα ενότητα θα παρουσιαστεί η εφαρμογή των διαγνωστικών μεθόδων, που συζητήθηκαν παραπάνω, στο πρώτο στάδιο διάγνωσης κάνοντας χρήση τώρα διανυσμάτων που περιέχουν τις ενεργειακές παραμέτρους που ορίστηκαν στο Κεφ.3 (βλ. Εξισώσεις (3.20) έως (3.23)). Οι παράμετροι αυτές ορίζουν το διάνυσμα **DEP** (βλ. Εξίσωση (4.1)) το οποίο είναι 4 διαστάσεων. Λόγω ακριβώς της μικρής του διάστασης δεν κρίθηκε σκόπιμο να εφαρμοστούν οι διαδικασίες DET ή ο αλγόριθμος LLE για περαιτέρω μείωση αυτής. Αντ' αυτού ορίστηκαν απ' ευθείας δύο μικρότερης διάστασης διανύσματα που περιείχαν από 2 παραμέτρους το καθένα. Επομένως τα διανύσματα που αποτελούν τη διαγνωστική πληροφορία των μεθόδων kNN και PNN είναι τα κάτωθι (παρουσιάζονται απ' ευθείας με τα ονόματα των ενεργειακών παραμέτρων που ορίστηκαν στο Κεφ.3):

$$\mathbf{DEP} = (RBPFOBPFI, RPFIBPFO, RPFOMED, RPFIMED) \quad (4.7)$$

$$\mathbf{R}_A = (RBPFOBPFI, RPFIBPFO) \quad (4.8)$$

$$\mathbf{R}_B = (RPFOMED, RPFIMED) \quad (4.9)$$

Σημειώνεται επίσης ότι στην παρούσα περίπτωση δεν εκτελέστηκε καμία από τις διαδικασίες κανονικοποίησης N1 και N2, όπως έγινε για τα διανύσματα των στατιστικών παραμέτρων, καθώς αυτή επιτελείται εν μέρει από τις ενεργειακές παραμέτρους *RBPFO* και *RPFIMED* εξαιτίας του τρόπου ορισμού τους.

Όσον αφορά τη διαγνωστική μέθοδο kNN έγινε και σ' αυτήν την περίπτωση ανάπτυξη διαφορετικών παραλλαγών στην αρχιτεκτονική της, μέσω μεταβολής διαφόρων «δομικών» χαρακτηριστικών αυτής όπως περιγράφονται στον Πίνακα 4.4. Οι αποστάσεις μεταξύ των πλησιέστερων γειτόνων θα ορίζονται πλέον από τους παρακάτω τύπους:

$$Euclidean = \left(\sum_{i=1}^n (EP_i^{train} - EP_i^{test})^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad n = 2, 4 \quad (4.10)$$

$$CityBlock = \sum_{i=1}^n |EP_i^{train} - EP_i^{test}|, \quad n = 2, 4 \quad (4.11)$$

όπου EP_i^{train} είναι η τιμή της *i* ενεργειακής παραμέτρου από ένα πρότυπο εκπαίδευσης ενώ EP_i^{test} είναι η τιμή της ίδιας ενεργειακής παραμέτρου από ένα πρότυπο προς κατάταξη.

Αντιστοίχως αναπτύχθηκαν διάφορα δίκτυα PNN, τα οποία έχουν ως κοινά «δομικά» στοιχεία μεταξύ τους τα κάτωθι:

- i. Ίδιο πλήθος κόμβων εξόδου καθώς οι κλάσεις ταξινόμησης είναι δύο (Υγιής λειτουργία, Λειτουργία με βλάβη) για όλες τις περιπτώσεις διαθέσιμων δεδομένων.
- ii. Ίδιο πλήθος κόμβων κρυφού επιπέδου. Πιο συγκεκριμένα, σε κάθε PNN που αναπτύχθηκε υπήρχαν 480 κόμβοι προτύπων εκπαίδευσης που αντιστοιχούσαν σε υγιή λειτουργία και 480 κόμβοι προτύπων εκπαίδευσης που αντιστοιχούσαν σε λειτουργία με ύπαρξη βλάβης.

Τα στοιχεία διαφοροποίησής τους αφορούσαν τον αριθμό των κόμβων στο πρώτο επίπεδο, ο οποίος ισούται με τη διάσταση των διανυσμάτων εισόδου, καθώς και τις διαφορετικές διαστάσεις των κόμβων του κρυφού επιπέδου, οι οποίες εξαρτώνται επίσης από τη διάσταση

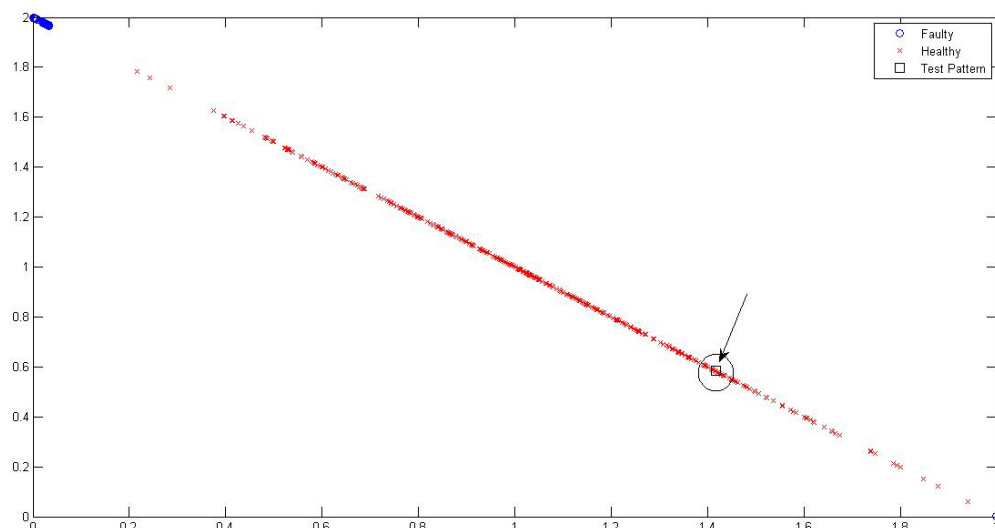
των προτύπων εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται. Πιο συγκεκριμένα υλοποιήθηκαν δίκτυα PNN με 2 ή 4 κόμβους στο επίπεδο εισόδου και κόμβους κρυφού επιπέδου με διανύσματα διάστασης πάλι 2 ή 4.

Τα αποτελέσματα από τις μεθόδους kNN και PNN, στην περίπτωση των ενεργειακών παραμέτρων, παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.7. Όπως παρατηρείται η μέθοδος kNN παρουσιάζει μέτρια απόδοση στην περίπτωση των διανυσμάτων DEP και R_A ενώ στην περίπτωση του διανύσματος R_B βελτιώνεται αρκετά. Αντιθέτως η μέθοδος PNN έχει πάρα πολύ καλή απόδοση για τα διανύσματα DEP και R_A ενώ για το διάνυσμα R_B η απόδοσή της πέφτει ελαφρώς στα ίδια επίπεδα με της μεθόδου kNN. Σε γενικές γραμμές διαφαίνεται ότι η χρήση ενεργειακών παραμέτρων προσφέρει πιο πλούσια διαγνωστική πληροφορία οδηγώντας τις προτεινόμενες μεθόδους σε καλύτερα αποτελέσματα. Επίσης η μέθοδος PNN στην παρούσα εφαρμογή δείχνει να είναι πιο αξιόπιστη από την kNN, όπως συνέβη και στην περίπτωση όπου έγινε χρήση των στατιστικών παραμέτρων. Στο Σχήμα 4.3 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα σωστής ταξινόμησης της μεθόδου kNN, το οποίο αφορά τώρα την περίπτωση χρήσης διανυσμάτων των ενεργειακών παραμέτρων.

Φάσμα	Διάσταση Προτύπου	PNN	kNN									
			Μέτρο Απόστασης γειτόνων (neighbor distance metric)									
			Αριθμός k πλησιέστερων γειτόνων (k nearest neighbors)									
Ευκλείδεια					CityBlock							
		1		3		5		7		9		
ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΕΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ												
ENVELOPE Spectrum	4 (DEP)	92.9	60.7	60.7	60.7	60.7	60.7	60.7	60.7	60.7	60.7	60.7
	2 (R_A)	92.9	60.7	60.7	60.7	60.7	60.7	60.7	60.7	60.7	60.7	60.7
	2 (R_B)	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7	85.7

0-50 (%)	50-70 (%)	70-85 (%)	85-100 (%)
----------	-----------	-----------	------------

Πίνακας 4.7. Αποτελέσματα μεθόδου PNN και kNN με χρήση ενεργειακών παραμέτρων. Πρώτο στάδιο διάγνωσης.



Σχήμα 4.3. Παράδειγμα ταξινόμησης μεθόδου kNN στο πρώτο στάδιο διάγνωσης, για test case υγιούς λειτουργίας με χρήση ενεργειακών παραμέτρων

Πιο συγκεκριμένα θεωρείται το διάνυσμα \mathbf{R}_B διάστασης 3, ο αριθμός των κ πλησιέστερων γειτόνων είναι ίσος με 1, η απόσταση θεωρείται Ευκλείδεια και το πρότυπο προς κατάταξη προέρχεται το ίδιο πραγματικό test case υγιούς λειτουργίας όπως και για το παράδειγμα στο Σχήμα 4.2.

4.3 Δεύτερο στάδιο διάγνωσης (Στάδιο 2)

Όπως έχει ειπωθεί στην αρχή του παρόντος κεφαλαίου, το δεύτερο στάδιο διάγνωσης αφιερώνεται αποκλειστικά στην λειτουργία με βλάβη του ένσφαιρου τριβέα, όπου στόχος τώρα είναι να προσδιοριστεί το είδος της, δηλαδή αν πρόκειται για βλάβη εξωτερικού ή εσωτερικού δακτυλίου. Για τους σκοπούς του παρόντος σταδίου χρησιμοποιήθηκαν οι ίδιες διαγνωστικές μέθοδοι όπως και στην Ενότητα 4.2, με την διαφορά ότι η εκπαίδευσή τους εκτελέστηκε μόνο με τα πρότυπα που αντιστοιχούσαν σε βλάβες και όχι υγιή κατάσταση. Στο πρώτο στάδιο διάγνωσης χρησιμοποιήθηκαν 480 προσομοιωμένα άμεσα χρονικά σήματα κραδασμών μαζί με τις περιβάλλουσες και τα φάσματα τους που αφορούσαν λειτουργία με βλάβη. Μέσω των σημάτων αυτών παρήχθησαν συνολικά τα εξής:

- ✓ 480 διανύσματα στατιστικών παραμέτρων από τα χρονικά σήματα (βλ. Εξίσωση (4.1)).
- ✓ 480 διανύσματα στατιστικών παραμέτρων από τις περιβάλλουσες (βλ. Εξίσωση (4.1)).
- ✓ 480 διανύσματα στατιστικών παραμέτρων που προκύπτουν από την συνένωση των δύο προηγούμενων περιπτώσεων και έχουν τη διπλάσια τους διάσταση.
- ✓ 480 διανύσματα ενεργειακών παραμέτρων από τα φάσματα των περιβαλλουσών (βλ. Εξίσωση (4.2)).

Για το δεύτερο στάδιο διάγνωσης λαμβάνονται υπόψη όλα τα παραπάνω διαθέσιμα δεδομένα με τη διαφορά ότι χωρίζονται σε δύο υποσύνολα, ίσου πλήθους στοιχείων μεταξύ τους (δηλαδή 240 και 240 στοιχεία), που το καθένα τους αντιστοιχεί σε μία από τις δύο εξεταζόμενες βλάβες και χρησιμοποιούνται ως πρότυπα για την εκπαίδευση των διαγνωστικών μεθόδων. Επίσης στο δεύτερο στάδιο της διαγνωστικής διαδικασίας ισχύει ότι και στο πρώτο όσον αφορά τα διανύσματα των στατιστικών παραμέτρων, δηλαδή ότι αυτά αποτελούνταν τόσο από τις μη κανονικοποιημένες τιμές τους όσο και τις κανονικοποιημένες που προκύπτουν από τις δύο διαδικασίες κανονικοποίησης N1 και N2. Τέλος, οι πραγματικές περιπτώσεις δοκιμών (test cases), που χρησιμοποιούνται ως πρότυπα κατάταξης από τις διαγνωστικές μεθόδους, διαμορφώνονται σε 24 από 28 που ήταν στο πρώτο στάδιο.

4.3.1 Εφαρμογή των διαγνωστικών μεθόδων με χρήση στατιστικών παραμέτρων-Αποτελέσματα

Η διάσταση των διανυσμάτων στο Στάδιο 2 δεν αλλάζει και παραμένει ίση με 11. Επομένως και σ' αυτήν την περίπτωση ακολουθήθηκε η επιλογή της μείωσης της διάστασης των προτύπων εκπαίδευσης μέσω των τεχνικών που παρουσιάστηκαν στην Ενότητα 4.2.1.

Η τεχνική DET εφαρμόστηκε στα διανύσματα που προέρχονταν από τα άμεσα χρονικά σήματα, τις περιβάλλουσες τους και το συνδυασμό αυτών τόσο για τις μη κανονικοποιημένες (n-N) όσο και για τις κανονικοποιημένες τιμές τους. Εκτελέστηκε ακριβώς με την ίδια λογική όπως και στο πρώτο στάδιο (βλ. Ενότητα 4.2.1) με τις καταληκτικές διαστάσεις των νέων διανυσμάτων να κυμαίνονται από 3 έως και 8. Το σημείο διαφοροποίησης έγκειται στο γεγονός ότι ενώ στο πρώτο στάδιο τα χρησιμοποιούμενα δεδομένα ανήκαν στην ίδια κλάση

ταξινόμησης για την συγκεκριμένη εφαρμογή ανήκουν σε δύο διαφορετικές. Γι' αυτό το λόγο άλλωστε η DET εκτελέστηκε ξανά στο δεύτερο στάδιο. Στον Πίνακα 4.8 παρουσιάζονται οι 8 στατιστικές παράμετροι, που επιλέγονται από την DET, για τα διανύσματα αυτών που προέρχονται από τα άμεσα χρονικά σήματα (Raw signals). Η παρουσίαση είναι με φθίνουσα σειρά «σημαντικότητας» από αριστερά προς τα δεξιά (δηλαδή η παράμετρος με μέγιστο δείκτη διάκρισης είναι στην πρώτη στήλη, η αμέσως επόμενη στη δεύτερη στήλη κ.ο.κ.). Στον Πίνακα 4.9 παρουσιάζονται οι αντίστοιχες 8 παράμετροι που έχουν επιλεγεί μέσω της DET, με βάση διανύσματα προερχόμενα από τις περιβάλλουσες, με την ίδια ακριβώς σειρά εμφάνισης όπως στον παραπάνω πίνακα. Τέλος στον Πίνακα 4.10 δείχνονται οι 8 στατιστικές παράμετροι, που έχουν επιλεγεί μέσω της DET, από το συνδυασμό διανυσμάτων προερχόμενων από τα χρονικά σήματα και τις περιβάλλουσες τους. Η σειρά εμφάνισης παραμένει η ίδια με προηγούμενως.

Ο αλγόριθμος LLE εκτελέστηκε για τα ίδια ακριβώς δεδομένα όπως και η τεχνική DET. Η λογική εφαρμογής του ήταν ακριβώς η ίδια με αυτήν που εφαρμόστηκε στο πρώτο στάδιο διάγνωσης (βλ. Ενότητα 4.2.1) τόσο για τα πρότυπα εκπαίδευσης όσο και για τα πρότυπα κατάταξης. Σημειώνεται ότι στην περίπτωση των προτύπων κατάταξης ακολουθήθηκε ο «επιβλεπόμενος» LLE που λαμβάνει υπόψη του τη διαφοροποίηση των κλάσεων και τα πρότυπα που ανήκουν στην κάθε μία. Οι καταληκτικές διαστάσεις των διανυσμάτων με τους συντελεστές που προκύπτουν από τον LLE παρέμειναν ίσες με 3 και 4.

Στατιστικές παράμετροι

RAW	n-N	CI	KU	KU-p	IMI	SK-p	SK	Mean	RMS
	N1	RMS	Variance	SI	Mean	CLI	KU	KU-p	IMI
	N2	Mean	Variance	SK	SI	IMI	RMS	SK-p	KU

Πίνακας 4.8. Επιλεγμένες στατιστικές παράμετροι από την τεχνική DET με πηγή προέλευσης τα άμεσα χρονικά σήματα (Raw signals). Στάδιο 2.

Στατιστικές παράμετροι

ENVEL	n-N	IMI	CI	CLI	SK	SK-p	KU-p	KU	SI
	N1	Mean	RMS	SK-p	CI	SI	KU-p	Variance	KU
	N2	Variance	Mean	SK-p	SI	SK	RMS	KU	CLI

Πίνακας 4.9. Επιλεγμένες στατιστικές παράμετροι από την τεχνική DET με πηγή προέλευσης τα σήματα περιβαλλουσών (Envelope signals). Στάδιο 2.

Στατιστικές παράμετροι

RAW + ENVEL	n-N	^R CI	^E IMI	^E CI	^E CLI	^E SK	^E SK-p	^E KU	^E KU-p
	N1	^E Mean	^R RMS	^E RMS	^R Var	^E SK-p	^R SI	^E CI	^E SI
	N2	^R Mean	^E Var	^E Mean	^R Var	^E SK-p	^R SK	^E SI	^R SI

Πίνακας 4.10. Επιλεγμένες στατιστικές παράμετροι από την τεχνική DET με πηγή προέλευσης το συνδυασμό χρονικών σημάτων και περιβαλλουσών (Raw+Envelope signals). Στάδιο 2.

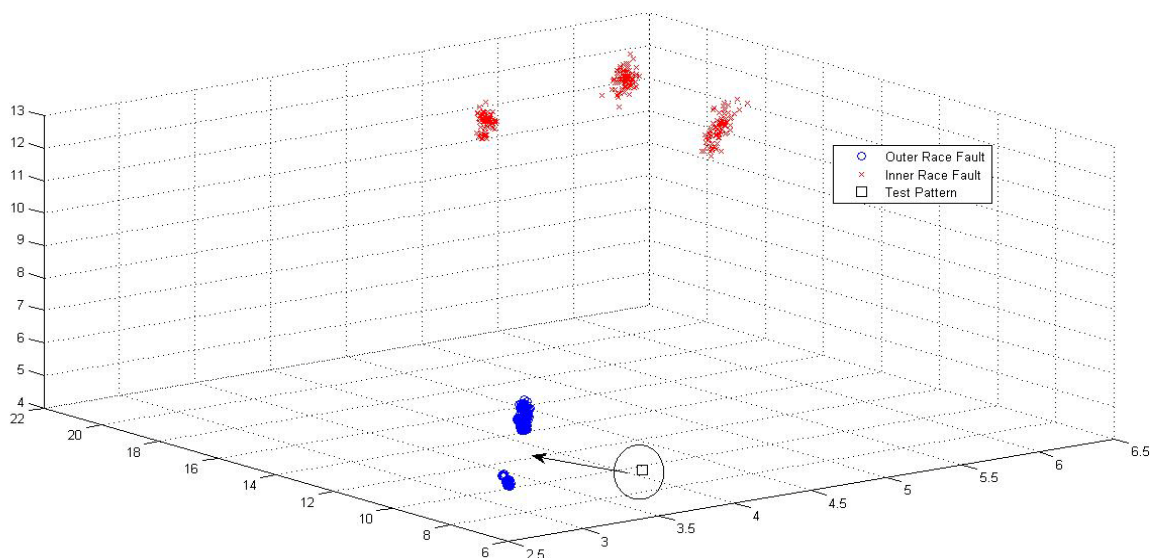
Εφαρμογή μεθόδου kNN - Αποτελέσματα

Η μέθοδος kNN εφαρμόστηκε στο δεύτερο στάδιο διάγνωσης για τα μειωμένα διανύσματα των στατιστικών παραμέτρων που έχουν προκύψει από τη DET τεχνική (βλ. Πίνακες 4.8, 4.9, 4.10) καθώς και για εκείνα που έχουν προέλθει από την εφαρμογή του αλγορίθμου LLE. Η εφαρμογή αφορά τόσο τις μη κανονικοποιημένες τιμές των διανυσμάτων όσο και τις κανονικοποιημένες που προκύπτουν μέσω των δύο διαδικασιών N1 και N2.

Επιπλέον έγινε ανάπτυξη διαφορετικών παραλλαγών στην αρχιτεκτονική της μεθόδου kNN μέσω μεταβολής των ίδιων «δομικών» χαρακτηριστικών της, όπως και στο πρώτο στάδιο διάγνωσης, που περιγράφονται στον Πίνακα 4.4. Οι αποστάσεις μεταξύ των πλησιέστερων γειτόνων ορίζονται σύμφωνα με τις Εξισώσεις (4.3) έως (4.6). Τα αποτελέσματα από την εφαρμογή της μεθόδου kNN για δεύτερο στάδιο παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.11. Δίνονται ως ποσοστά επί τοις εκατό (%) των πραγματικών περιπτώσεων δοκιμής (test cases) που ταξινομήθηκαν σωστά έναντι των 24 πραγματικών test cases. Σημειώνεται επίσης ότι στην περίπτωση των κανονικοποιημένων διανυσμάτων παραμέτρων παρουσιάζεται η βέλτιστη κάθε φορά τιμή από τις δύο διαδικασίες κανονικοποίησης και επισημαίνεται αναλόγως. Από τον παρακάτω πίνακα μπορούν να εξαχθούν τα εξής συμπεράσματα:

- Η μέθοδος kNN παρουσιάζει μέτριες επιδόσεις κατάταξης (εκτός από μία περίπτωση) όσον αφορά τα διανύσματα στατιστικών παραμέτρων που προέρχονται από τα χρονικά σήματα (Raw signals). Τις ίδιες φτωχές έως μέτριες επιδόσεις επιτυγχάνει και στην περίπτωση των διανυσμάτων με τους συντελεστές από την εφαρμογή του LLE.
- Στην περίπτωση των διανυσμάτων στατιστικών παραμέτρων που προέρχονται από τις περιβάλλουσες υπάρχει συνέχεια των μέτρων επιδόσεων ασχέτως της διάστασης και της κανονικοποίησης ή μη των τιμών. Στην περίπτωση των διανυσμάτων με τους συντελεστές από τον αλγόριθμο LLE δεν παρατηρείται καμία σημαντική διαφοροποίηση. Στο πρώτο στάδιο η μέθοδος kNN παρουσίασε πολύ καλύτερες επιδόσεις για τα ίδια δεδομένα.
- Στην περίπτωση του συνδυασμού διανυσμάτων παραμέτρων που προέρχονται από τα χρονικά σήματα και τις περιβάλλουσές τους (Raw + Envelope signals) οι επιδόσεις παραμένουν γενικώς μέτριες (εκτός από δύο περιπτώσεις). Σε σχέση όμως με το πρώτο στάδιο διάγνωσης που οι επιδόσεις ήταν αρκετά χαμηλότερες παρατηρείται μία σχετική βελτίωση. Το τελείως αντίθετο συμβαίνει αν γίνει χρήση διανυσμάτων με συντελεστές από τον αλγόριθμο LLE. Ενώ στο πρώτο στάδιο υπήρχαν υψηλές επιδόσεις δεν συνεχίζεται η ίδια εικόνα και στο δεύτερο στάδιο, με τα διαγνωστικά αποτελέσματα να κυμαίνονται σε μέτρια επίπεδα.

Σαν γενικότερο συμπέρασμα μπορεί να ειπωθεί ότι η μέθοδος kNN με χρήση διανυσμάτων που έχουν σαν στοιχεία τους στατιστικές παραμέτρους ή συντελεστές από τον αλγόριθμο LLE (που προέρχονται από κατάλληλη επεξεργασία των στατιστικών παραμέτρων) δεν παρουσιάζει καλή διαγνωστική ικανότητα και αξιοπιστία. Στο πρώτο στάδιο διάγνωσης, με χρήση ίδιου τύπου δεδομένων, φαινόταν να μπορεί να αποτελέσει μέθοδο επιλογής καθώς παρουσίαζε αρκετά καλή απόδοση κυρίως για διανύσματα στατιστικών παραμέτρων που προερχόντουσαν από τις περιβάλλουσες ή για διανύσματα συντελεστών LLE που προερχόντουσαν από το συνδυασμό χρονικών σημάτων και περιβαλλουσών. Αντιθέτως στο δεύτερο στάδιο η απόδοση της kNN κυμαίνεται από φτωχή έως μέτρια οδηγώντας στη διαπίστωση ότι αυτού του τύπου τα δεδομένα δεν ενδείκνυνται για διάκριση τύπου βλαβών με ταυτόχρονη χρήση της kNN διαγνωστικής μεθόδου. Στο Σχήμα 4.4 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα σωστής ταξινόμησης της μεθόδου kNN, το οποίο αφορά την περίπτωση χρήσης διανυσμάτων στατιστικών παραμέτρων, που εξάγονται από τα σήματα των περιβαλλουσών, θεωρώντας τις μη κανονικοποιημένες τιμές τους. Η διάσταση των διανυσμάτων είναι ίση με 3, ο αριθμός των k πλησιέστερων γειτόνων είναι ίσος με 1, η απόσταση θεωρείται Ευκλείδεια και το πρότυπο προς κατάταξη προέρχεται από πραγματική περίπτωση δοκιμής (test case) που αντιστοιχεί σε λειτουργία με βλάβη εξωτερικού δακτυλίου.



Σχήμα 4.4. Παράδειγμα ταξινόμησης μεθόδου kNN στο δεύτερο στάδιο διάγνωσης, για test case βλάβης εξωτερικού δακτυλίου κάνοντας χρήση στατιστικών παραμέτρων.

Εφαρμογή μεθόδου PNN - Αποτελέσματα

Η διαγνωστική μέθοδος του PNN εκτελέστηκε στα ίδια ακριβώς δεδομένα που εφαρμόστηκε και η μέθοδος kNN ακριβώς παραπάνω. Προς τούτο αναπτύχθηκαν διάφορα δίκτυα PNN, τα οποία έχουν ως κοινά «δομικά» στοιχεία μεταξύ τους τα κάτωθι:

- i. Ίδιο πλήθος κόμβων εξόδου καθώς οι κλάσεις ταξινόμησης είναι δύο (βλάβη εξωτερικού δακτυλίου, βλάβη εσωτερικού δακτυλίου) για όλες τις περιπτώσεις διαθέσιμων δεδομένων.
- ii. Ίδιο πλήθος κόμβων κρυφού επιπέδου. Πιο συγκεκριμένα, σε κάθε PNN που αναπτύχθηκε υπήρχαν 240 κόμβοι προτύπων εκπαίδευσης που αντιστοιχούσαν σε βλάβη εξωτερικού δακτυλίου και 240 κόμβοι προτύπων εκπαίδευσης που αντιστοιχούσαν σε βλάβη εσωτερικού δακτυλίου.

Τα στοιχεία διαφοροποίησής τους αφορούσαν τον αριθμό των κόμβων στο πρώτο επίπεδο, ο οποίος ισούται με τη διάσταση των διανυσμάτων εισόδου, καθώς επίσης και τις διαφορετικές διαστάσεις των κόμβων του κρυφού επιπέδου, οι οποίες εξαρτώνται από τα πρότυπα εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται. Στον Πίνακα 4.12 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από την εφαρμογή της μεθόδου PNN στο δεύτερο στάδιο διάγνωσης, τα οποία δίνονται ως ποσοστά επί τοις εκατό (%) των πραγματικών περιπτώσεων δοκιμής (test cases) που ταξινομήθηκαν σωστά έναντι των 24 πραγματικών test cases. Από τα αποτελέσματα φαίνεται η μέθοδος PNN να μην είναι ιδιαίτερα αξιόπιστη για τους κάτωθι λόγους:

- Τα PNN δίκτυα παρουσιάζουν μέτριες αποδόσεις τόσο για τις στατιστικές παραμέτρους (εκτός από μία περίπτωση) όσο και για τους συντελεστές που προέρχονται από την εκτέλεση του LLE.
- Η χρήση δεδομένων τέτοιου τύπου από τη μέθοδο PNN δεν φαίνεται να προσφέρεται για ανάπτυξη εφαρμογών διάκρισης του τύπου της βλάβης, όπως συνέβη και για τη μέθοδο kNN προηγουμένως. Το γεγονός αυτό φανερώνει τη σημασία που έχουν τα χρησιμοποιούμενα δεδομένα, ως διαγνωστική πληροφορία των προτεινόμενων μεθόδων, στη βελτίωση ή όχι της απόδοσής τους.

			Μέτρο Απόστασης γειτόνων (neighbor distance metric)											
			Αριθμός k πλησιέστερων γειτόνων (k nearest neighbors)											
			Ευκλείδεια					CityBlock						
Σήμα	Διάσταση Διανύσματος	Μη-κανονικοπ.	1	3	5	7	9	1	3	5	7	9		
		Κανονικοπ.												
ΑΔΙΑΣΤΑΤΕΣ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΕΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ														
RAW	3	n-N	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	
		N2	66.7	70.8	70.8	75	79.1	62.5	66.7	75	75	75	75	
	4	n-N	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	
		N2	45.8	45.8	45.8	41.7	45.8	50	45.8	41.2	45.8	50	50	
	5	n-N	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	
		N1(E), N2(CB)	50	54.2	54.2	54.2	54.2	50	45.8	45.8	50	50	50	
	6	n-N	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	
		N1	54.2	58.3	58.3	58.3	58.3	50	54.2	54.2	54.2	54.2	54.2	
	7	n-N	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	
		N1	54.2	58.3	58.3	58.3	58.3	62.5	54.2	54.2	54.2	54.2	54.2	
	8	n-N	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	
		N1	58.3	58.3	58.3	58.3	58.3	62.5	54.2	54.2	54.2	54.2	54.2	
	ENVELOPE	3	n-N	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50
			N1	45.8	45.8	33.3	33.3	33.3	50	50	37.5	41.2	37.5	37.5
4		n-N	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	
		N1	45.8	50	45.8	41.2	37.5	45.8	54.2	50	50	37.5	37.5	
5		n-N	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	
		N1	50	50	50	50	54.2	50	50	50	50	50	50	
6		n-N	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	
		N1	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	
7		n-N	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	
		N1	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	
8		n-N	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	
		N1	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	
RAW + ENVELOPE		3	n-N	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50
			N2	45.8	75	70.8	70.8	70.8	58.3	75	70.8	66.7	66.7	66.7
	4	n-N	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	
		N2	70.8	70.8	75	75	75	75	70.8	70.8	70.8	70.8	70.8	
	5	n-N	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	
		N1	58.3	66.7	50	54.2	54.2	62.5	70.8	50	50	50	50	
	6	n-N	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	
		N2	58.3	50	50	54.2	54.2	54.2	50	45.8	41.2	50	50	
	7	n-N	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	
		N2	45.8	50	54.2	50	45.8	50	54.2	50	50	45.8	45.8	
	8	n-N	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	
		N1	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	50	50	50	50	50	50	
	ΣΥΝΤΕΛΕΣΤΕΣ ΑΠΟ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ LLE													
	RAW	3	n-N	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50
N1			50	54.2	54.2	54.2	54.2	45.8	50	50	50	50	50	
4		n-N	41.2	41.2	41.2	41.2	41.2	41.2	41.2	41.2	41.2	41.2	41.2	
		N2	45.8	45.8	45.8	45.8	45.8	50	50	50	50	50	50	
ENVELOPE	3	n-N	54.2	54.2	54.2	50	50	54.2	54.2	54.2	50	50	50	
		N2(E), N1(CB)	58.3	58.3	58.3	58.3	58.3	58.3	58.3	58.3	58.3	58.3	58.3	
	4	n-N	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	
		N2	58.3	58.3	58.3	58.3	58.3	50	54.2	54.2	54.2	50	50	
RAW + ENVELOPE	3	n-N	33.3	33.3	33.3	33.3	33.3	33.3	37.5	37.5	37.5	37.5	37.5	
		N2	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	
	4	n-N	45.8	41.2	41.2	41.2	41.2	41.2	37.5	37.5	37.5	37.5	37.5	
		N1	58.3	58.3	58.3	58.3	58.3	58.3	58.3	58.3	58.3	58.3	58.3	

0-50 (%)	50-70 (%)	70-85 (%)	85-100 (%)
----------	-----------	-----------	------------

Πίνακας 4.11. Αποτελέσματα μεθόδου kNN με χρήση στατιστικών παραμέτρων και συντελεστών-συντεταγμένων από αλγόριθμο LLE. Δεύτερο στάδιο διάγνωσης.

Σήμα	Διάσταση Διανύσματος	Μη-κανονικοπ.	PNN
		Κανονικοπ.	
<u>ΑΔΙΑΣΤΑΤΕΣ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΕΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ</u>			
RAW	3	n-N	54.1
		N1	54.1
	4	n-N	50
		N - 1ή2	50
	5	n-N	50
		N - 1ή2	50
	6	n-N	29.1
		N - 1ή2	50
	7	n-N	29.1
		N - 1ή2	50
	8	n-N	37.5
		N - 1ή2	50
ENVELOPE	3	n-N	37.5
		N1	66.7
	4	n-N	37.5
		N - 1ή2	50
	5	n-N	41.7
		N - 1ή2	50
	6	n-N	50
		N - 1ή2	50
	7	n-N	50
		N - 1ή2	50
	8	n-N	50
		N - 1ή2	50
RAW + ENVELOPE	3	n-N	50
		N2	50
	4	n-N	50
		N1	66.7
	5	n-N	50
		N1	91.7
	6	n-N	50
		N - 1ή2	50
	7	n-N	50
		N - 1ή2	50
	8	n-N	50
		N - 1ή2	50
<u>ΣΥΝΤΕΛΕΣΤΕΣ ΑΠΟ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ LLE</u>			
RAW	3	n-N	50
		N - 1ή2	50
	4	n-N	50
		N2	58.3
ENVELOPE	3	n-N	50
		N - 1ή2	50
	4	n-N	50
		N - 1ή2	50
RAW + ENVELOPE	3	n-N	41.7
		N - 1ή2	50
	4	n-N	37.5
		N - 1ή2	50

0-50 (%)	50-70 (%)	70-85 (%)	85-100 (%)

Πίνακας 4. 12. Αποτελέσματα μεθόδου PNN με χρήση στατιστικών παραμέτρων και συντελεστών-συντεταγμένων από αλγόριθμο LLE. Δεύτερο στάδιο διάγνωσης

4.3.2 Εφαρμογή των διαγνωστικών μεθόδων με χρήση ενεργειακών παραμέτρων-Αποτελέσματα

Η εφαρμογή διαγνωστικών μεθόδων με χρήση διανυσμάτων ενεργειακών παραμέτρων ακολουθήθηκε και για το δεύτερο στάδιο διάγνωσης. Οι ενεργειακές παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι ακριβώς οι ίδιες με αυτές που παρουσιάστηκαν στην Ενότητα 4.2.2 και είχαν οριστεί στο Κεφ.3 (βλ. Εξισώσεις (3.20) έως (3.23)).

Οι παράμετροι αυτές ορίζουν τρία διανύσματα, το διάνυσμα **DEP** (βλ. Εξίσωση (4.7)) το διάνυσμα **R_A** (βλ. Εξίσωση (4.8)) και το διάνυσμα **R_B** (βλ. Εξίσωση (4.9)). Και για το δεύτερο στάδιο διάγνωσης δεν εκτελέστηκε καμία από τις διαδικασίες κανονικοποίησης N1 και N2, όπως έγινε για τα διανύσματα των στατιστικών παραμέτρων, καθώς αυτή επιτελείται εν μέρει από τις ενεργειακές παραμέτρους *RBPFOEMED* και *RBPFIMED* εξαιτίας του τρόπου ορισμού τους.

Όσον αφορά τη διαγνωστική μέθοδο kNN έγινε και σ' αυτήν την περίπτωση ανάπτυξη διαφορετικών παραλλαγών στην αρχιτεκτονική αυτής όπως και στο πρώτο στάδιο διάγνωσης, μέσω μεταβολής των «δομικών» χαρακτηριστικών της που περιγράφονται στον Πίνακα 4.4. Οι αποστάσεις μεταξύ των πλησιέστερων γειτόνων θα ορίζονται σύμφωνα με τους τύπους (4.10) και (4.11), όπως και στο πρώτο στάδιο διάγνωσης.

Αντιστοίχως αναπτύχθηκαν διάφορα δίκτυα PNN, τα οποία έχουν ως κοινά «δομικά» στοιχεία μεταξύ τους τα κάτωθι:

- i. Ίδιο πλήθος κόμβων εξόδου καθώς οι κλάσεις ταξινόμησης είναι δύο (βλάβη εξωτερικού δακτυλίου, βλάβη εσωτερικού δακτυλίου) για όλες τις περιπτώσεις διαθέσιμων δεδομένων.
- ii. Ίδιο πλήθος κόμβων κρυφού επιπέδου. Πιο συγκεκριμένα, σε κάθε PNN που αναπτύχθηκε υπήρχαν 240 κόμβοι προτύπων εκπαίδευσης που αντιστοιχούσαν σε βλάβη εξωτερικού δακτυλίου και 240 κόμβοι προτύπων εκπαίδευσης που αντιστοιχούσαν σε βλάβη εσωτερικού δακτυλίου.

Τα στοιχεία διαφοροποίησής τους αφορούσαν τον αριθμό των κόμβων στο πρώτο επίπεδο, ο οποίος ισούται με τη διάσταση των διανυσμάτων εισόδου, καθώς και τις διαφορετικές διαστάσεις των κόμβων του κρυφού επιπέδου, οι οποίες εξαρτώνται επίσης από τη διάσταση των προτύπων εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται. Πιο συγκεκριμένα υλοποιήθηκαν δίκτυα PNN με 2 ή 4 κόμβους στο επίπεδο εισόδου και κόμβους κρυφού επιπέδου με διανύσματα διάστασης πάλι 2 ή 4.

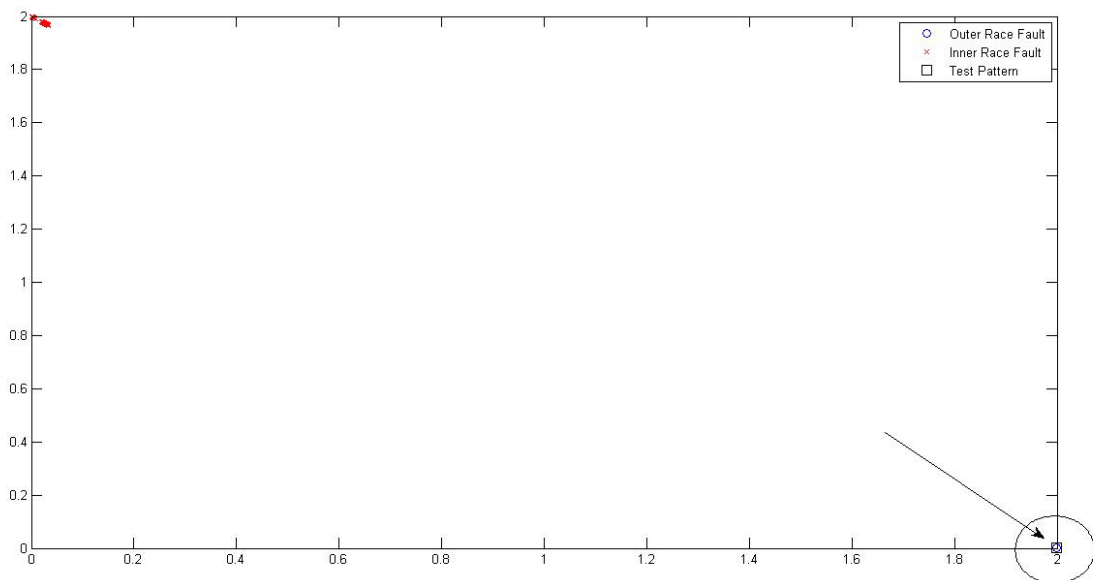
Τα αποτελέσματα από τις μεθόδους kNN και PNN, στην περίπτωση των ενεργειακών παραμέτρων, παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.13. Όπως παρατηρείται, η μέθοδος kNN παρουσιάζει σχετικά καλή απόδοση στην περίπτωση των διανυσμάτων **DEP** και **R_A** ενώ στην περίπτωση του διανύσματος **R_B** βελτιώνεται κατά πολύ. Αντιθέτως η μέθοδος PNN έχει εξαιρετικά καλή απόδοση για τα διανύσματα **DEP** και **R_A** ενώ για το διάνυσμα **R_B** η απόδοσή της μειώνεται πολύ λίγο παραμένοντας όμως υψηλότερη απ' ό,τι της kNN. Σε γενικές γραμμές συγκρίνοντας αυτά τα αποτελέσματα με τα αποτελέσματα από τους Πίνακες 4.11 και 4.12 διαφαίνεται ότι η χρήση των ενεργειακών παραμέτρων προσφέρει πολύ πιο πλούσια διαγνωστική πληροφορία, οδηγώντας τις προτεινόμενες μεθόδους σε καλύτερα αποτελέσματα. Επομένως η χρήση τέτοιου τύπου δεδομένων ενδείκνυται για εύρεση είδους βλάβης. Επίσης η μέθοδος PNN στην παρούσα εφαρμογή δείχνει να είναι πιο αξιόπιστη από την kNN, όπως συνέβη και στο πρώτο στάδιο διάγνωσης κάνοντας πάλι χρήση ενεργειακών παραμέτρων. Στο Σχήμα 4.5 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα σωστής ταξινόμησης της μεθόδου kNN, το οποίο αφορά τώρα την περίπτωση χρήσης διανυσμάτων των ενεργειακών

παραμέτρων. Πιο συγκεκριμένα θεωρείται το διάνυσμα \mathbf{R}_B διάστασης 3, ο αριθμός των κ πλησιέστερων γειτόνων είναι ίσος με 1, η απόσταση θεωρείται Ευκλείδεια και το πρότυπο προς κατάταξη προέρχεται το ίδιο πραγματικό test case λειτουργίας με βλάβη εξωτερικού δακτυλίου όπως και για το παράδειγμα στο Σχήμα 4.4.

Φάσμα	Διάσταση Προτύπου	PNN	kNN									
			Μέτρο Απόστασης γειτόνων (neighbor distance metric)									
			Αριθμός κ πλησιέστερων γειτόνων (k nearest neighbors)									
			Ευκλείδεια					CityBlock				
		1	3	5	7	9	1	3	5	7	9	
ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΕΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ												
ENVELOPE Spectrum	4 (DEP)	95.8	66.7	66.7	66.7	66.7	66.7	66.7	66.7	66.7	66.7	66.7
	2 (R_A)	95.8	66.7	66.7	66.7	66.7	66.7	66.7	66.7	66.7	66.7	66.7
	2 (R_B)	91.7	87.5	87.5	87.5	87.5	87.5	87.5	87.5	87.5	87.5	87.5

0-50 (%)	50-70 (%)	70-85 (%)	85-100 (%)
0-50 (%)	50-70 (%)	70-85 (%)	85-100 (%)

Πίνακας 4.13. Αποτελέσματα μεθόδου PNN και kNN με χρήση ενεργειακών παραμέτρων. Δεύτερο στάδιο διάγνωσης.



Σχήμα 4.5. Παράδειγμα ταξινόμησης μεθόδου kNN στο δεύτερο στάδιο διάγνωσης, για test case βλάβης εξωτερικού δακτυλίου με χρήση ενεργειακών παραμέτρων

4.4 Ανακεφαλαίωση

Σ' αυτό το κεφάλαιο έγινε παρουσίαση της ανάπτυξης δύο προτεινόμενων διαγνωστικών μεθόδων και της εφαρμογής τους για εύρεση της κατάστασης υγείας ενός ένσφαιρου τριβέα. Η διαγνωστική διαδικασία χωρίστηκε σε δύο ξεχωριστά στάδια, με το πρώτο να εξετάζει αν υπάρχει βλάβη ή υγιής κατάσταση και το δεύτερο να εκτελείται σε περίπτωση ύπαρξης βλάβης με σκοπό την εύρεση του είδους της.

Στο παρόν κεφάλαιο η διαγνωστική πληροφορία που διαχειρίζονταν οι ανεπτυγμένες μέθοδοι αποτελούνταν από διανύσματα 11 στατιστικών και 4 ενεργειακών παραμέτρων που είχαν οριστεί ήδη από το Κεφ.3. Στην περίπτωση των στατιστικών παραμέτρων επιτελέστηκαν επιπλέον δύο τεχνικές μείωσης της διάστασης των διανυσμάτων τους που προτείνονται στη διεθνή βιβλιογραφία, η τεχνική DET και ο αλγόριθμος LLE. Αντιθέτως στην περίπτωση των ενεργειακών παραμέτρων δεν κρίθηκε σκόπιμο να γίνει τέτοια διαδικασία λόγω του ήδη μικρού τους πλήθους.

Από την εφαρμογή των διαγνωστικών μεθόδων στα εξεταζόμενα test cases φάνηκε ότι οι ενεργειακές παράμετροι παρέχουν πιο πλούσια διαγνωστική πληροφορία από τις αντίστοιχες στατιστικές και στα δύο στάδια διάγνωσης, επιτρέποντας στις διαγνωστικές τεχνικές να έχουν πολύ καλά αποτελέσματα. Επίσης η μέθοδος PNN, για την ίδια περίπτωση, είχε σχετικώς καλύτερη επίδοση από την kNN δείχνοντας να αποτελεί μια πιο αξιόπιστη επιλογή. Αντιθέτως οι στατιστικές παράμετροι φάνηκε να έχουν χρησιμότητα μόνο στο πρώτο στάδιο διάγνωσης προσφέροντας τη δυνατότητα διάκρισης μεταξύ υγιούς λειτουργίας και ύπαρξης βλάβης στον ένσφαιρο τριβέα. Στο δεύτερο στάδιο εύρεσης του είδους της βλάβης παρουσίασαν φτωχή έως μέτρια επίδοση. Πάλι η μέθοδος PNN φάνηκε να υπερτερεί της kNN στο πρώτο στάδιο διάγνωσης ενώ στο δεύτερο δεν παρουσιάστηκε κάποιο πλεονέκτημα της μίας έναντι της άλλης.

5 ΑΝΑΚΕΦΑΛΑΙΩΣΗ-ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ-ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ

Σ' αυτό το κεφάλαιο θα γίνει μία ανακεφαλαίωση της διπλωματικής εργασίας παρουσιάζοντας ταυτόχρονα και τα συμπεράσματα που εξήχθησαν από την εφαρμογή των προτεινόμενων διαγνωστικών μεθόδων για την εύρεση βλαβών σε έναν ένσφαιρο τριβέα. Επίσης θα δοθούν στο τέλος κάποιες προτάσεις προς περαιτέρω διερεύνηση και μελέτη των θεμάτων που εξετάστηκαν στην παρούσα δουλειά.

5.1 Ανακεφαλαίωση-Συμπεράσματα

Η συγκεκριμένη διπλωματική εργασία εντάσσεται στην ευρύτερη περιοχή της προβλεπτικής ή διαγνωστικής συντήρησης στρεφόμενου μηχανολογικού εξοπλισμού. Ειδικότερα το θέμα που διαπραγματεύτηκε εστίασε στην προσπάθεια εκτίμησης της λειτουργικής κατάστασης ενός ένσφαιρου τριβέα ενδιαφέροντος, δηλαδή στην διάγνωση βλαβών που μπορεί να υφίσταντο σ' αυτόν. Η διαγνωστική διαδικασία χωρίστηκε σε δύο στάδια που εκτελούνταν ανεξάρτητα. Στο πρώτο εξ' αυτών, με χρήση κατάλληλης πληροφορίας, εξαγόταν ένα διαγνωστικό συμπέρασμα που αφορούσε είτε την υγιή λειτουργία χωρίς προβλήματα του ένσφαιρου τριβέα είτε τη λειτουργία του κάτω από βλάβη. Το δεύτερο στάδιο εκτελούνταν μόνο στην περίπτωση όπου το πρώτο στάδιο είχε υποδείξει την ύπαρξη βλάβης, με τη διάγνωση να επικεντρωνόταν στην εύρεση του είδους της βλάβης κάνοντας πάλι χρήση κατάλληλης πληροφορίας.

Το διαγνωστικό πρόβλημα αντιμετωπίστηκε και στα δύο στάδια ως ένα γενικότερο πρόβλημα ταξινόμησης (ή αλλιώς αναγνώρισης) προτύπων, στο οποίο οι κλάσεις ενδιαφέροντος είχαν οριστεί εκ των προτέρων. Πιο συγκεκριμένα οι κλάσεις ταξινόμησης ήταν δύο τον αριθμό για το πρώτο στάδιο (υγιής λειτουργία, λειτουργία με βλάβη), ενώ αντιστοίχως στο δεύτερο στάδιο οι κλάσεις ταξινόμησης ήταν πάλι δύο καθώς η μελέτη βλαβών που έγινε αφορούσε τις εξής περιπτώσεις: βλάβη εξωτερικού δακτυλίου και βλάβη εσωτερικού δακτυλίου.

Στα πλαίσια της παρούσης εργασίας προτάθηκαν δύο διαφορετικές μέθοδοι για να επιτελέσουν τη διαγνωστική διαδικασία, η μέθοδος των *κ πλησιέστερων γειτόνων* (*k nearest neighbors-kNN*) και η μέθοδος των *Πιθανολογικών Νευρωνικών Δικτύων* (*Probabilistic Neural Networks-PNN*), οι οποίες προέρχονται από το χώρο της Υπολογιστικής Νοημοσύνης. Οι συγκεκριμένες τεχνικές ανήκουν στην ευρύτερη περιοχή των πιθανοτικών τεχνικών ταξινόμησης και ειδικότερα στις μη παραμετρικές μεθόδους εκτίμησης πυκνότητας πιθανότητας, οι οποίες εκτελούν την ταξινόμηση με βάση το νόμο του Bayes, μέσω του οποίου εκτιμώνται οι πιθανότητες για ένα πρότυπο να ανήκει σε κάθε μία από τις κλάσεις ενδιαφέροντος που έχουν οριστεί εκ των προτέρων. Η αποτελεσματικότητα των προτεινόμενων μεθόδων, σε κάθε εφαρμογή για την οποία αναπτύσσονται, εξαρτάται άμεσα από τα χρησιμοποιούμενα διαθέσιμα δεδομένα και την ποιότητα της πληροφορίας που αυτά φέρουν. Στην παρούσα διπλωματική τα αρχικά διαθέσιμα δεδομένα αποτελούνταν από πραγματικά και προσομοιωμένα άμεσα χρονικά σήματα (Raw signals), τα σήματα των

περιβαλλουσών τους (Envelope signals) και τα αντίστοιχα φάσματα των παραπάνω τύπων σημάτων. Η παραπάνω μορφή των δεδομένων δεν ήταν κατάλληλη για πλήρη εκμετάλλευση από τις προτεινόμενες διαγνωστικές μεθόδους, οπότε ορίστηκαν οι εξής τύποι παραμέτρων που προσέφεραν πλουσιότερη διαγνωστική πληροφορία:

- i) Από τα άμεσα χρονικά σήματα και τις περιβάλλουσές τους, δηλαδή από επεξεργασία στο πεδίο του χρόνου, προέκυψαν έντεκα στατιστικές παράμετροι που βασίζονται στη μορφολογία των κυματομορφών των σημάτων.
- ii) Από τα φάσματα των περιβαλλουσών, δηλαδή από επεξεργασία στο πεδίο των συχνοτήτων, προέκυψαν τέσσερις ενεργειακές παράμετροι που περιέγραφαν την συγκέντρωση ενέργειας των σημάτων σε χαρακτηριστικές συχνοτικές περιοχές.

Οι παραπάνω τύποι παραμέτρων σχημάτισαν διανύσματα τιμών που αποτελούσαν την χρησιμοποιούμενη πληροφορία των διαγνωστικών μεθόδων προκειμένου να εξάγουν τα τελικά τους συμπεράσματα. Υπενθυμίζεται ότι στην περίπτωση των στατιστικών παραμέτρων υπήρξε περαιτέρω επεξεργασία αυτών μέσω κανονικοποίησης των τιμών τους και μείωσης της διάστασης των σχηματιζόμενων διανυσμάτων (από αρχικά διανύσματα διάστασης 11 στοιχείων σε διανύσματα διάστασης 3 έως 8 στοιχείων) με την εκτέλεση είτε της DET τεχνικής είτε του αλγορίθμου LLE.

Όπως αναφέρθηκε, τόσο η μέθοδος kNN όσο και η μέθοδος PNN χρησιμοποίησαν και τους δύο τύπους παραμέτρων για τα δύο στάδια διάγνωσης. Τα κυριότερα συμπεράσματα που προέκυψαν από τη χρήση των στατιστικών παραμέτρων συνοψίζονται στα εξής:

- Η μέθοδος kNN παρουσίασε σχετικά μέτρια επίδοση στην περίπτωση των στατιστικών παραμέτρων που προέρχονταν από τα άμεσα χρονικά σήματα. Αντιθέτως στην περίπτωση των παραμέτρων που προέρχονταν από τις περιβάλλουσες η επίδοσή της ήταν αισθητά βελτιωμένη και αρκετά ικανοποιητική. Η βελτίωση αυτή ήταν ανεξάρτητη του αριθμού των πλησιέστερων γειτόνων, της μεταξύ τους απόστασης και του τελικού αριθμού διάστασης των εξεταζόμενων διανυσμάτων έπειτα από τη διαδικασία μείωσης αυτής ανεξαρτήτως της τεχνικής που χρησιμοποιήθηκε για τον σκοπό αυτό.
- Η μέθοδος PNN παρουσίασε πολύ καλά αποτελέσματα σε όλες τις περιπτώσεις προέλευσης των στατιστικών παραμέτρων (από άμεσα χρονικά σήματα ή περιβάλλουσες) όταν η διαδικασία μείωσης της διάστασης των διανυσμάτων επιτελούνταν με την τεχνική DET. Οι καλές επιδόσεις και σ' αυτήν την περίπτωση δεν επηρεάζονταν ιδιαίτερω από τον τελικό αριθμό της μειωμένης διάστασης. Στην περίπτωση που η μείωση επιτελούνταν μέσω του αλγορίθμου LLE, οι υψηλές αποδόσεις συνέχιζαν μόνο για την περίπτωση των παραμέτρων που προέρχονταν από τις περιβάλλουσες. Γενικότερα η μέθοδος PNN φάνηκε να είναι περισσότερο αξιόπιστη από την kNN λόγω καλύτερων αποτελεσμάτων κατάταξης ασχέτως της πηγής προελεύσεως της χρησιμοποιούμενης πληροφορίας.
- Το συγκεκριμένο είδος παραμέτρων φάνηκε να είναι καταλληλότερο για χρήση από τις διαγνωστικές μεθόδους μόνο στο πρώτο στάδιο διάγνωσης. Οι ίδιες μέθοδοι στο δεύτερο στάδιο διάγνωσης, βασιζόμενες σ' αυτό το είδος πληροφορίας, παρουσίασαν πολύ φτωχές επιδόσεις.

Αντιστοίχως τα κυριότερα συμπεράσματα που προέκυψαν από τη χρήση των ενεργειακών παραμέτρων συνοψίζονται στα εξής:

- Η μέθοδος kNN παρουσιάζει σχετικώς ικανοποιητική απόδοση είτε με τη χρήση του διανύσματος όλων των ενεργειακών παραμέτρων ταυτοχρόνως είτε με τη χρήση ενός διανύσματος που περιείχε τις δύο πρώτες εξ' αυτών. Αντιθέτως στην

περίπτωση χρήσης μόνο των δύο τελευταίων παραμέτρων η διαγνωστική επίδοση βρέθηκε να είναι πάρα πολύ καλή.

- Η μέθοδος PNN είχε εξαιρετική επίδοση κάνοντας χρήση οποιουδήποτε συνδυασμού διανυσμάτων, εκ των τριών που δημιουργήθηκαν, ενεργειακών παραμέτρων. Πάλι η μέθοδος PNN, όπως και στην περίπτωση των στατιστικών παραμέτρων, φάνηκε να είναι περισσότερο αξιόπιστη από την μέθοδο kNN.
- Οι ενεργειακές παράμετροι είναι κατάλληλες για χρήση και στα δύο στάδια διάγνωσης καθώς επέτρεψαν στις προτεινόμενες διαγνωστικές μεθόδους να έχουν πάρα πολύ καλά αποτελέσματα σε όλες τις εξεταζόμενες περιπτώσεις. Εξάγεται επομένως το συμπέρασμα ότι περιέχουν πλουσιότερη διαγνωστική πληροφορία από την άλλη ομάδα παραμέτρων.

5.2 Προτάσεις για περαιτέρω διερεύνηση

Η μέχρι τώρα μελέτη κατέδειξε τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα των χρησιμοποιούμενων παραμέτρων όπως επίσης και τη δυνατότητα εφαρμογής τους σε επιλεγμένα στάδια της διάγνωσης. Επιπλέον πιστοποιήθηκε η ευρωστία των προτεινόμενων διαγνωστικών μεθόδων για ανάπτυξη τέτοιου τύπου εφαρμογών επιλέγοντας κάθε φορά την καταλληλότερη πληροφορία. Ωστόσο υπάρχει η δυνατότητα για περαιτέρω διερεύνηση σε κάποια από τα θέματα που διαπραγματεύθηκε η συγκεκριμένη διπλωματική, τα οποία μπορούν να συνοψιστούν στις παρακάτω προτάσεις:

- Η δυνατότητα για υιοθέτηση διαφορετικού τύπου αποστάσεων (πέραν της Ευκλείδειας και της CityBlock) στην ανάπτυξη της μεθόδου kNN και η μελέτη για την επίδραση που θα έχει στις διαγνωστικές της επιδόσεις.
- Η ανάπτυξη άλλων ‘αυτόματων’ διαγνωστικών μεθόδων για το ίδιο πρόβλημα (βλάβες ένσφαιρου τριβέα) που θα προέρχονται από το χώρο της Υπολογιστικής Νοημοσύνης. Παραδείγματα τέτοιων μεθόδων μπορεί να είναι τα Νευρωνικά Δίκτυα Ακτινικής Βάσης (Radial Basis Function Networks), τα Νευρωνικά Δίκτυα Εμπρόσθιας Τροφοδότησης (Feed-Forward Networks), τα συστήματα Ασαφούς Λογικής και Συμπερασμού (Fuzzy Inference Systems) κ.α.
- Η δυνατότητα συνδυασμού των ανεπτυγμένων διαγνωστικών μεθόδων μέσα από μία διαδικασία συγχώνευσης πληροφορίας (Information Fusion), με σκοπό την βελτίωση της συνολικής τους απόδοσης μέσω της εξαγωγής ακριβέστερων και πιο αξιόπιστων τελικών διαγνωστικών αποφάσεων.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Ξενόγλωσση Βιβλιογραφία

- Bishop C.M., 2006, “*Pattern Recognition and Machine Learning*”, Springer, Singapore
- Bose N.K., Liang P., 1996, “*Neural Network Fundamentals with Graphs, Algorithms and Applications*”, McGraw–Hill, Singapore
- De Ridder D., Duin R.P.W., 2002, “*Locally Linear Embedding for Classification*”, Technical Report PH-2002-01, Pattern recognition Group, Imaging Science & Technology Department, Faculty of Applied Science, Delft University of Technology
- Kayo O., 2006, “*Locally Linear Embedding Algorithm. Extensions and Applications*”, Ph.D. Thesis, Department of Electrical and Information Engineering, Faculty of Technology, University of Oulu
- Kuncheva L.I., 2004, “*Combining Pattern Classifiers: Methods and Algorithms*”, Wiley-Interscience, John Wiley & Sons Publication, Hoboken, New Jersey, USA
- Marques de Sá J.P., 2001, “*Pattern Recognition. Concepts, Methods and Applications*”, Springer, Berlin, Germany
- Patargias T.I., Yiakopoulos C.T., Antoniadis I.A., 2006, “*Performance Assessment of a Morphological Index in Fault Prediction and Trending of Defective Rolling Element Bearings*”, Nondestructive Testing and Evaluation, Vol. 21, Issue 1, pp. 39-60
- Santhana Raj A., Murali N., 2013, “*Early Classification of Bearing Faults Using Morphological Operators and Fuzzy Inference*”, IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 60, Issue 2, pp. 567-574
- Theodoridis S., Koutroumbas K., 2003, “*Pattern Recognition*”, 2nd edition, Elsevier Academic Press, San Diego, California, USA
- Webb A., 2002, “*Statistical Pattern Recognition*”, 2nd edition, John Wiley & Sons, Chichester, England
- Widodo A., Yang B.S., Han T., 2007, “*Combination of Independent Component Analysis and Support Vector Machines for Intelligent Fault Diagnosis of Induction Motors*”, Expert Systems with Applications, Vol., 32, Issue 2, pp. 299-312
- Yang B.S., Kim K.J., 2006, “*Application of Dempster-Schafer Theory in Fault Diagnosis of Induction Motors Using Vibration and Current Signals*”, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 20, Issue 2, pp. 403-420
- Yaguo L., Zhengjia H., Yanyang Z., 2009, “*Application of an Intelligent Classification Method to Mechanical Fault Diagnosis*”, Expert Systems with Applications, Vol., 36, Issue 6, pp. 9941-9948
- Yiakopoulos C.T., Gryllias K.C., Antoniadis I.A., 2011, “*Rolling Element Bearing Fault Detection in Industrial Environments Based on a K-Means Clustering Approach*”, Expert Systems with Applications, Vol., 38, Issue 3, pp. 2888-2911
- Yu J., 2011, “*Bearing Performance Degradation Assessment Using Locality Preserving Projections and Gaussian Mixture Models*”, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 25, Issue 7, pp. 2573-2588.

Ελληνική Βιβλιογραφία

- Αντωνιάδης Ι.Α., “Σύγχρονες Μέθοδοι Συντήρησης Βιομηχανικών Εγκαταστάσεων”, Εγχειρίδιο σημειώσεων Μαθήματος Βιομηχανικές Εγκαταστάσεις, ΔΠΜΣ ‘Συστήματα Αυτοματισμού’, Ε.Μ.Π.
- Αντωνιάδης Ι.Α., Γιακόπουλος Χ., 2010, “Διαγνωστική Βλαβών Στρεφόμενου Ηλεκτρομηχανολογικού Εξοπλισμού”, Εγχειρίδιο σημειώσεων Μαθήματος Βιομηχανικές Εγκαταστάσεις, ΔΠΜΣ ‘Συστήματα Αυτοματισμού’, Ε.Μ.Π.

I ΔΥΝΑΜΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΚΑΙ ΑΠΟΚΡΙΣΗΣ ΕΝΣΦΑΙΡΟΥ ΤΡΙΒΕΑ

Στο παρόν παράρτημα παρουσιάζεται συνοπτικά η θεωρία και οι μαθηματικές σχέσεις που διέπουν το δυναμικό μοντέλο απόκρισης και λειτουργίας ενός ένσφαιρου τριβέα που χρησιμοποιήθηκε για την παραγωγή των προσομοιωμένων δεδομένων εκπαίδευσης των αναπτυγμένων διαγνωστικών μεθόδων. Σημειώνεται ότι το μοντέλο που υιοθετήθηκε θεωρεί μηδενικό ποσοστό ολίσθησης μεταξύ των στοιχείων κύλισης του ένσφαιρου τριβέα καθώς και ότι διεγείρεται μόνο μία ιδιοσυχνότητα της κατασκευής λόγω της ύπαρξης βλαβών.

I.1 Μηχανισμός Βλάβης

Το αναπτυγμένο δυναμικό μοντέλο προσομοιώνει σήματα κραδασμών που παράγονται από τους φθαρμένους ένσφαιρους τριβείς. Το τυχαίο σήμα που παράγεται μέσω του συγκεκριμένου μοντέλου συνίσταται από δύο μέρη: ένα στάσιμο και ντετερμινιστικό, ένα μη στάσιμο και στοχαστικό.

Κάθε φορά που τα στοιχεία κύλισης ενός ένσφαιρου τριβέα έρχονται σε επαφή με σημειακές φθορές ή ελαττώματα παράγεται μία δόνηση. Η δόνηση αυτή προσομοιώνεται μέσω ενός κρουστικού παλμού, ο οποίος μαθηματικά εκφράζεται από την κρουστική συνάρτηση Dirac $\delta(t)$. Ο βαθμός βαρύτητας της βλάβης δηλώνεται με το γινόμενο της κρουστικής συνάρτησης $\delta(t)$ με μια σταθερά d_0 . Αυτός ο κρουστικός παλμός παριστάνει την εξωτερική διέγερση, δηλαδή τη δύναμη που εφαρμόζεται ως είσοδος στον ένσφαιρο τριβέα και γενικότερα στην κατασκευή. Κάθε τέτοια διέγερση προκαλεί με τη σειρά της μία δυναμική απόκριση από τον ένσφαιρο τριβέα και την κατασκευή, η οποία χρησιμοποιείται και αυτή για την ανάπτυξη του δυναμικού μοντέλου.

Σε έναν ένσφαιρο τριβέα που παρουσιάζει βλάβη στον εσωτερικό ή εξωτερικό δακτύλιο, ο κρουστικός παλμός παράγεται από την επαφή της φθαρμένης επιφάνειας με τα στοιχεία κύλισης στη ζώνη φόρτισης. Εκδηλώνεται δε περιοδικά με μία συχνότητα που ισούται με τη συχνότητα διέλευσης των στοιχείων κύλισης από τον εσωτερικό/εξωτερικό δακτύλιο (Ball Pass Frequency inner/outer race) και εξαρτάται από τον τύπο της βλάβης. Οι χαρακτηριστικές συχνότητες, στις οποίες εκδηλώνονται οι βλάβες, υπολογίζονται με βάση την ταχύτητα περιστροφής του άξονα στον οποίο εδράζεται ο ένσφαιρος τριβέας καθώς και τα γεωμετρικά του χαρακτηριστικά. Στην περίπτωση που ο εξωτερικός δακτύλιος θεωρείται ακίνητος και ο εσωτερικός περιστρέφεται, οι προαναφερθείσες χαρακτηριστικές συχνότητες εκφράζονται με βάση τις παρακάτω εξισώσεις:

$$BPFI = \frac{N}{2} \cdot f_{shaft} \cdot \left(1 + \frac{BD}{PD} \cdot \cos \beta \right) \quad (I.1)$$

$$BPFO = \frac{N}{2} \cdot f_{shaft} \cdot \left(1 - \frac{BD}{PD} \cdot \cos \beta \right) \quad (I.2)$$

όπου: f_{shaft} είναι η συχνότητα περιστροφής του άξονα πάνω στον οποίο εδράζεται ο ένσφαιρος τριβέας, N είναι το πλήθος των στοιχείων κύλισης, BD είναι η διάμετρος των στοιχείων κύλισης, PD είναι η απόσταση των κέντρων δύο αντιδιαμετρικών στοιχείων κύλισης και β είναι η γωνία επαφής.

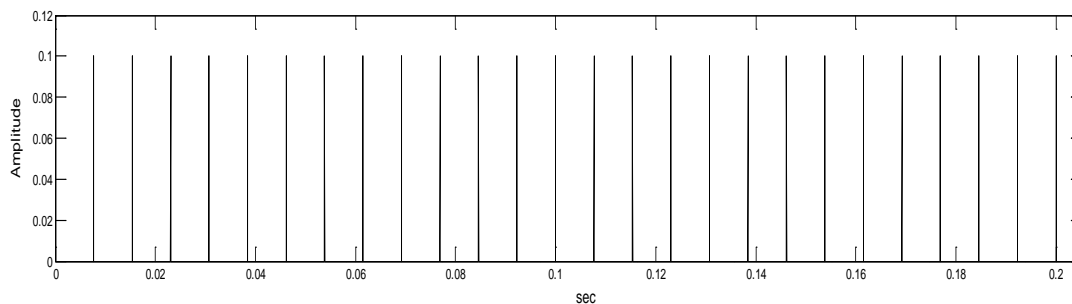
1.2 Προσομοίωση δυναμικής απόκρισης

Αρχικά θεωρείται μοναδιαία ακτινική φόρτιση, η οποία αναπτύσσεται ομοιόμορφα σε όλη την περιφέρεια του ένσφαιρου τριβέα. Έτσι ο κραδασμός που παράγεται, λόγω της βλάβης που εξετάζεται, είναι δυνατόν να προσομοιωθεί με μία σειρά άπειρων κρουστικών παλμών ίσου πλάτους που εκφράζεται μαθηματικά μέσω της Εξίσωσης (I.3). Η περίοδος T_d των επαναλαμβανόμενων κρουστικών παλμών ισούται με την αντίστροφη τιμή της εκάστοτε χαρακτηριστικής συχνότητας βλάβης (BPFO ή BPF1).

$$d(t) = d_0 \cdot \sum_{k=0}^N \delta(t - k \cdot T_d) \quad (I.3)$$

όπου το N τώρα αντιστοιχεί στο πεπερασμένο πλήθος των όρων των κρουστικών παλμών.

Στο Σχήμα I.1 παρουσιάζεται η χρονική ακολουθία $d(t)$ ως μια σειρά κρουστικών παλμών με σταθερό πλάτος ίσο με d_0 . Το πλάτος των κρουστικών παλμών εκφράζει την ένταση της σύγκρουσης των στοιχείων κύλισης με τη φθαρμένη επιφάνεια του ένσφαιρου τριβέα όπως έχει αναφερθεί και παραπάνω. Βέβαια η δυναμική των ένσφαιρων τριβέων επιβάλλει μεταβαλλόμενο πλάτος κρούσεων που επηρεάζεται από τη θέση στην οποία συμβαίνει η σύγκρουση σε συνάρτηση με το κέντρο της ζώνης φόρτισης. Η περίπτωση αυτή αναλύεται παρακάτω.

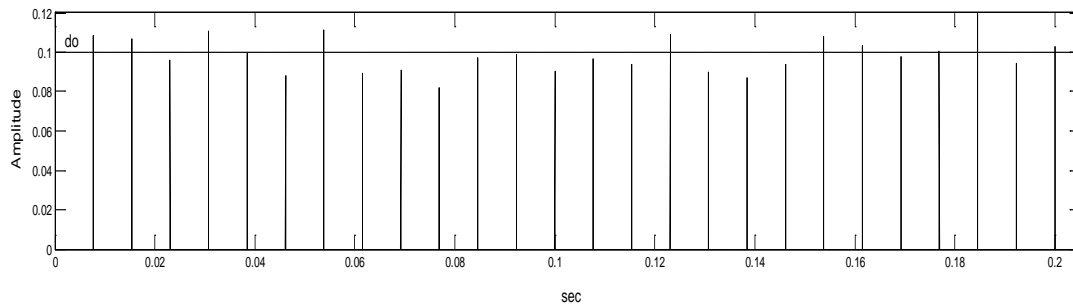


Σχήμα I.1. Απεικόνιση των κρουστικών παλμών της Εξίσωσης (I.3)

Το πλάτος των κρουστικών παλμών διαμορφώνεται εκτός από την προηγούμενη ντετερμινιστική περίπτωση και κατά τυχαίο τρόπο από: (α) τις διακυμάνσεις της ακαμψίας που εμφανίζει η δομή του ένσφαιρου τριβέα, (β) την κυματιδιακή ανομοιομορφία των επιφανειών των δομικών στοιχείων, (γ) την ανομοιομορφία του μεγέθους των στοιχείων κύλισης, (δ) την κακή ευθυγράμμιση των διαδρόμων κύλισης και (ε) την εκκεντρότητα των διαδρόμων κύλισης. Έτσι, για όλους τους παραπάνω λόγους, το πλάτος των κρουστικών παλμών εμφανίζει μία τυχαία διακύμανση περί μίας μέσης τιμής d_0 (βλ. Σχήμα I.2). Η τυχαία διακύμανση των κρούσεων θεωρείται ότι ακολουθεί κανονική κατανομή.

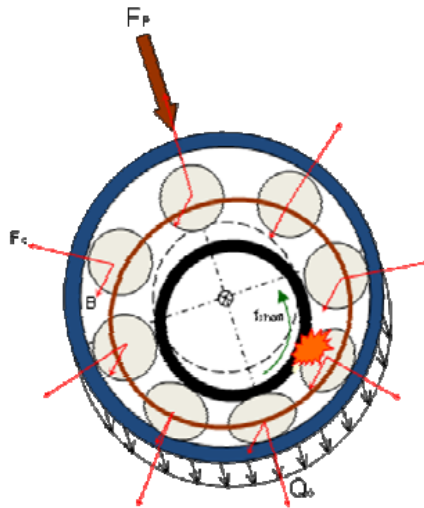
$$d(t) = \sum_{k=0}^N A_k \cdot \delta(t - k \cdot T_d) \quad (I.4)$$

όπου $A_k = d_0 \pm a_k$ είναι το πλάτος του k-οστού κρουστικού παλμού και a_k είναι η τυχαία απόκλιση του πλάτους της κρούσης από την μέση τιμή d_0 .



Σχήμα Ι.2. Απεικόνιση των κρουστικών παλμών της Εξίσωσης (Ι.4)

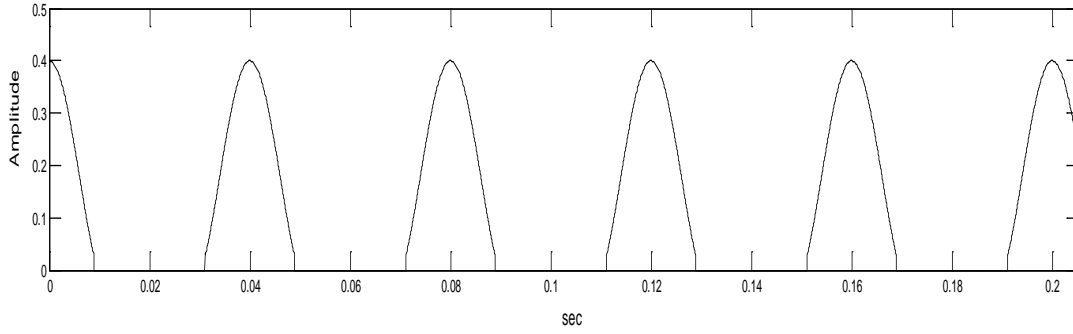
Η ακτινική κατανομή του φορτίου (βλ. Σχήμα Ι.3) περιφερειακά του ένσφαιρου τριβέα ορίζεται κατά προσέγγιση από τη συνάρτηση του Stribeck σύμφωνα με την παρακάτω σχέση:



Σχήμα Ι.3. Κατανομή ακτινικού φορτίου περιφερειακά του ένσφαιρου τριβέα

$$q(t) = \begin{cases} q_0 \left[1 - \frac{1}{2\varepsilon} (1 - \cos \theta) \right]^n & \text{για } |\theta| < \theta_{\max} \\ 0 & \text{οπουδήποτε αλλού} \end{cases} \quad (\text{I.5})$$

όπου q_0 ορίζει το μέγιστο φορτίο, ε είναι ο δείκτης κατανομής του φορτίου, ο όρος θ_{\max} παριστάνει τη μέγιστη γωνία της ζώνης φόρτισης και $n=3/2$ για τριβέα με σφαιρικά στοιχεία κύλισης. Η συνάρτηση $q(t)$ είναι περιοδική διότι η φθαρμένη επιφάνεια του εσωτερικού δακτυλίου του ένσφαιρου τριβέα διασχίζει τη ζώνη φόρτισης μία φορά σε κάθε περιστροφή του άξονα. Στο Σχήμα Ι.4 αναπαρίσταται γραφικά η συνάρτηση $q(t)$. Αποτελείται από σειρά λοβών, όπου η απόσταση των κορυφών τους ισούται με την περίοδο περιστροφής του άξονα T_{shaft} .



Σχήμα Ι.4. Κατανομή ακτινικού φορτίου περιφερειακά του ένσφαιρου τριβέα

Στην περίπτωση που εξετάζεται φθορά στον εσωτερικό δακτύλιο του ένσφαιρου τριβέα, οι κρουστικοί παλμοί διαμορφώνονται κατά πλάτος διότι η σημειακή φθορά στον εσωτερικό δακτύλιο διέρχεται περιοδικά από τη ζώνη φόρτισης. Έτσι, το πλάτος των κρούσεων δύναται να οριστεί από τη σχέση:

$$d(t) = q(t) \cdot \sum_{k=0}^N A_k \cdot \delta(t - k \cdot T_d) \quad (\text{I.6})$$

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, κάθε φορά που η σημειακή φθορά έρχεται σε επαφή με επιφάνεια του ένσφαιρου τριβέα παράγεται κρουστικός παλμός, ο οποίος προκαλεί τη διέγερση μίας ιδιοσυχνότητας της κατασκευής. Αυτή η διαδικασία μπορεί να προσομοιωθεί με την απόκριση ενός γραμμικού μηχανικού συστήματος ενός βαθμού ελευθερίας, η οποία εκφράζεται μαθηματικά μέσω των παρακάτω τύπων και παρουσιάζεται στο Σχήμα Ι.5:

$$r(t) = B \cdot e^{-t/t_R} \cdot \cos(2 \cdot \pi \cdot f_0 \cdot t) \quad (\text{I.7})$$

$$t_R = \frac{Q}{\pi \cdot f_n}, \quad f_0 = f_n \cdot \sqrt{1 - 1/(4 \cdot Q^2)} \quad \text{και} \quad Q > 1/2 \quad (\text{I.8})$$

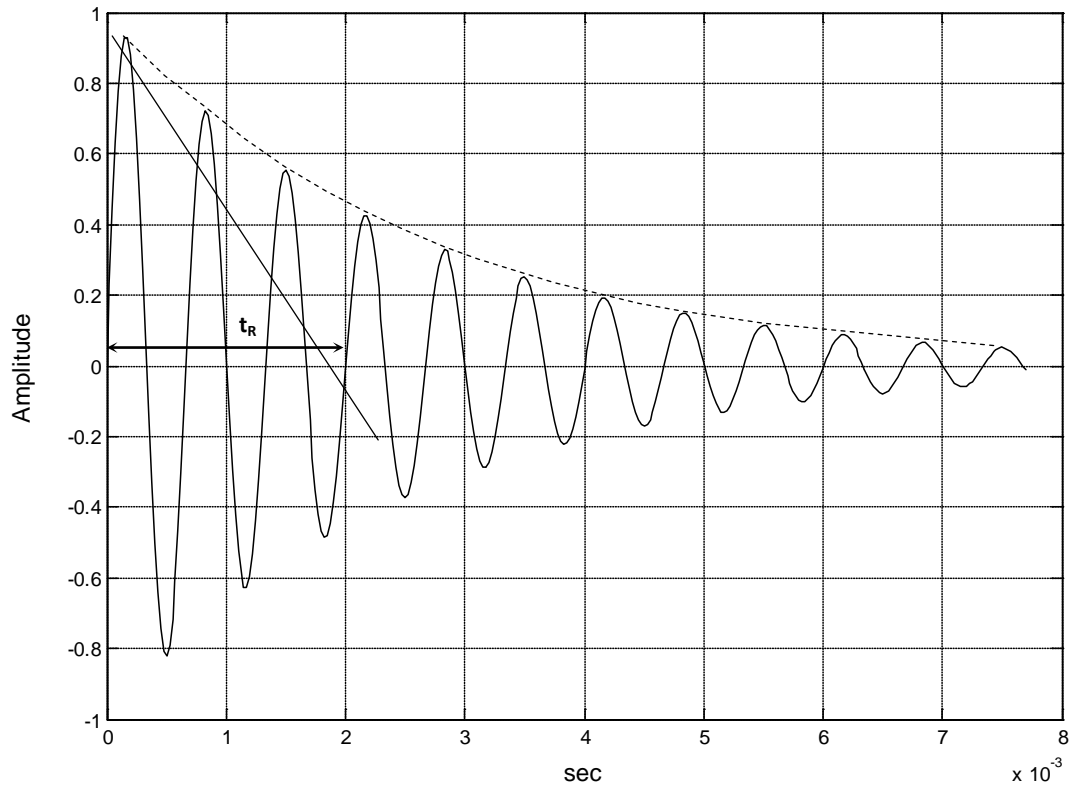
όπου t_R είναι ο χρόνος άμβλυνσης (relaxation time), f_0 είναι η συχνότητα ελεύθερης ταλάντωσης (free oscillation frequency), f_n είναι η διεγερόμενη ιδιοσυχνότητα της κατασκευής (phase resonance frequency) και Q είναι ο συντελεστής ποιότητας (quality factor), ο οποίος σχετίζεται με το μέσο διάδοσης.

Τελικά, με βάση τα παραπάνω, το προσομοιωμένο σήμα $d(t)$ που προκύπτει από το προτεινόμενο μοντέλο εκφράζεται μαθηματικά από τη σχέση:

$$d(t) = \begin{cases} \sum_{k=0}^N [q(t) \cdot A_k \cdot \delta(t - k \cdot T_d - \tau_k) \otimes B \cdot e^{-t/t_R} \cdot \cos(2 \cdot \pi \cdot f_0 \cdot t)] + n(t) & (\text{I.9}) \\ \sum_{k=0}^N [A_k \cdot \delta(t - k \cdot T_d - \tau_k) \otimes B \cdot e^{-t/t_R} \cdot \cos(2 \cdot \pi \cdot f_0 \cdot t)] + n(t) & (\text{I.10}) \end{cases}$$

όπου ο μαθηματικός τελεστής \otimes συμβολίζει τη συνέλιξη της απόκρισης της κατασκευής και της κρουστικής δύναμης και $n(t)$ είναι ο περιβάλλοντας θόρυβος που προστίθεται στη χρονική ακολουθία. Η σχέση (I.9) αναφέρεται σε φθορά εσωτερικού δακτυλίου και η σχέση

(I.10) αναφέρεται σε φθορά εξωτερικού δακτυλίου. Στο Σχήμα 3.9 και στο Σχήμα 3.11 παριστάνονται δύο παραδείγματα σημάτων με την απόκριση ένσφαιρων τριβέων που προέκυψαν από την εφαρμογή του παραπάνω μοντέλου.



Σχήμα I.5. Απόκριση γραμμικού μηχανικού συστήματος ενός βαθμού ελευθερίας

II ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕΙΩΣΗΣ ΔΙΑΣΤΑΣΗΣ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΟΣ

Στο παράρτημα αυτό θα παρουσιαστούν οι αλγόριθμοι και οι μαθηματικές σχέσεις των δύο τεχνικών που χρησιμοποιήθηκαν στο Κεφάλαιο 4 με σκοπό τη μείωση της διάστασης ενός διανύσματος (dimensionality reduction). Ο λόγος για την επιλογή αυτής της διαδικασίας έχει να κάνει με την εμπειρική γνώση ότι ένας οποιοσδήποτε ταξινομητής παρουσιάζει υψηλό υπολογιστικό κόστος και χαμηλή επίδοση όταν διαχειρίζεται χαρακτηριστικά διανύσματα γνωρισμάτων (feature vectors) μεγάλων διαστάσεων. Το τελευταίο συμβαίνει λόγω ελλιπούς γενίκευσης του σε νέα πρότυπα προς κατάταξη και είναι διεθνώς γνωστό με τον όρο ‘dimensionality curse’.

Η εφαρμογή και των δύο τεχνικών έγινε αποκλειστικά για τα διανύσματα που είχαν σαν χαρακτηριστικά στοιχεία τους τις 11 στατιστικές παραμέτρους, που ορίστηκαν στο Κεφ.3, είτε με τις κανονικές τιμές τους είτε με τις κανονικοποιημένες (normalized).

II.1 Η τεχνική DET (Distance Evaluation Technique)

Η πρώτη από τις δύο τεχνικές επενεργεί πάνω στο σύνολο των διαθέσιμων διανυσμάτων έχοντας λάβει υπόψη την κλάση ταξινόμησης στην οποία ανήκει το καθένα και εξετάζοντας τα επιμέρους στοιχεία που τα απαρτίζουν. Ο σκοπός είναι να επιλέξει εκείνα τα χαρακτηριστικά στοιχεία (features) των διανυσμάτων που προσφέρουν τη μεγαλύτερη δυνατότητα διάκρισης μεταξύ των διαφόρων κλάσεων με κριτήριο τις αποστάσεις μεταξύ τους. Προς τούτο θεωρείται αρχικά το σύνολο Q των διανυσμάτων των στατιστικών παραμέτρων ως εξής:

$Q = \{q_{e,c,j} : e = 1, 2, \dots, N_c; c = 1, 2, \dots, C; j = 1, 2, \dots, J\}$, όπου $q_{e,c}$ είναι το e -οστό διάνυσμα στατιστικών παραμέτρων που ανήκει στην c κλάση ταξινόμησης και j είναι το j -οστό στοιχείο του διανύσματος αυτού. Επιπλέον N_c είναι το πλήθος των διανυσμάτων από το σύνολο Q που ανήκουν στην c κλάση ταξινόμησης, C είναι ο αριθμός των κλάσεων που έχουν προκαθοριστεί και J είναι ο αριθμός των στοιχείων που περιέχει κάθε διάνυσμα, δηλαδή η διάστασή του. Στα πλαίσια της παρούσης εργασίας το C ήταν ίσο με 2 και το J ήταν ίσο με 11 και για τα δύο στάδια διάγνωσης. Αντιστοίχως το N_c ήταν ίσο με 480 και 480 διανύσματα στο πρώτο στάδιο διάγνωσης και ίσο με 240 και 240 διανύσματα για το δεύτερο στάδιο.

Ο αλγόριθμος της τεχνικής DET, για την εκτέλεσή του, επιλέγει από κάθε διάνυσμα του συνόλου Q το ίδιο χαρακτηριστικό στοιχείο (feature) από τα διαθέσιμα J . Μ’ αυτόν τον τρόπο είναι σαν να σχηματίζονται «μονοδιάστατα» «διανύσματα», από τα επιλεγμένα στοιχεία, τα οποία κατά ομάδες ανήκουν σε συγκεκριμένη κλάση ταξινόμησης. Με βάση αυτές τις επιλογές εφαρμόζονται τα παρακάτω βήματα του αλγορίθμου:

- (1) Εύρεση μέσης απόστασης μεταξύ των χαρακτηριστικών στοιχείων που ανήκουν στην ίδια κλάση, σύμφωνα με τον παρακάτω τύπο:

$$d_{c,j} = \frac{1}{N_c \times (N_c - 1)} \sum_{e,l=1}^{N_c} |q_{e,c,j} - q_{l,c,j}|, \quad e, l = 1, 2, \dots, N_c, e \neq l \quad (\text{II.1})$$

Ουσιαστικά μέσω αυτού του τύπου δίνεται μία εικόνα του εύρους της διασποράς των τιμών των αποστάσεων κάθε κλάσης.

- (2) Εύρεση μέσης τιμής μεταξύ των μέσων αποστάσεων των χαρακτηριστικών στοιχείων, οι οποίες έχουν υπολογιστεί για όλες τις κλάσεις ενδιαφέροντος:

$$d_j^{(w)} = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C d_{c,j} \quad (\text{II.2})$$

Η Εξίσωση (II.2) ουσιαστικά εξάγει το μέσο όρο των ποσοτήτων που προκύπτουν από την Εξίσωση (II.1).

- (3) Εύρεση της μέσης τιμής που αφορά κάθε ένα χαρακτηριστικό στοιχείο ξεχωριστά. Ο υπολογισμός εκτελείται για διανύσματα που ανήκουν στην ίδια κλάση:

$$u_{c,j} = \frac{1}{N_c} \sum_{e=1}^{N_c} q_{e,c,j} \quad (\text{II.3})$$

Από τον παραπάνω τύπο προκύπτει ένα μέσο διάνυσμα χαρακτηριστικών στοιχείων που αφορά κάθε κλάση.

- (4) Εύρεση της μέσης τιμής μεταξύ των αποστάσεων των μέσων διανυσμάτων που έχουν υπολογιστεί από την Εξίσωση (II.3). Η παραπάνω διαδικασία εκτελείται για μέσα διανύσματα που ανήκουν σε διαφορετικές κλάσεις και αφορά κάθε χαρακτηριστικό στοιχείο ξεχωριστά:

$$d_j^{(b)} = \frac{1}{C \times (C - 1)} \sum_{g,c=1}^C |u_{c,j} - u_{g,j}|, \quad g, c = 1, 2, \dots, C, g \neq c \quad (\text{II.4})$$

- (5) Υπολογισμός του παράγοντα εκτίμησης απόστασης (distance evaluation factor) που αφορά κάθε ένα χαρακτηριστικό στοιχείο ξεχωριστά:

$$\alpha_j = \frac{d_j^{(b)}}{d_j^{(w)}} \quad (\text{II.5})$$

Όπως φανερώνεται από τον παραπάνω αλγόριθμο, η συγκεκριμένη τεχνική δεν «αλλοιώνει» τα στοιχεία των αρχικών διανυσμάτων. Η μείωση της διάστασης επιτελείται μέσω της επιλογής των καταλληλότερων στοιχείων και τη δημιουργία νέων διανυσμάτων με τη χρήση αυτών. Προφανώς τα πιο «ευαίσθητα» στοιχεία, δηλαδή αυτά με τη μεγαλύτερη δυνατότητα διάκρισης μεταξύ των κλάσεων, θα παρουσιάζουν μικρή μέση τιμή των αποστάσεων των στοιχείων που ανήκουν στην ίδια κλάση (βλ. Εξίσωση (II.2)). Αντιστοίχως θα παρουσιάζουν μεγάλη μέση τιμή αποστάσεων για τα στοιχεία των μέσων διανυσμάτων που ανήκουν σε διαφορετικές κλάσεις (βλ. Εξίσωση (II.4)). Άρα ο παράγοντας εκτίμησης απόστασης (βλ. Εξίσωση (II.5)) θα έχει όσο το δυνατόν μεγαλύτερες τιμές για εκείνα τα χαρακτηριστικά στοιχεία με καλή δυνατότητα διάκρισης. Επομένως, μετά το πέρας της εκτέλεσης της τεχνικής DET για όλα τα χαρακτηριστικά στοιχεία των αρχικών διανυσμάτων, μπορεί να γίνει μία φθίνουσα ταξινόμηση των παραγόντων εκτίμησης απόστασης. Ο πρώτος εξ' αυτών θα αντιστοιχεί στο στοιχείο με την μεγαλύτερη δυνατή διακριτικότητα, ο δεύτερος στο αμέσως επόμενο στοιχείο κ.ο.κ. Η διάσταση των καινούριων διανυσμάτων θα προκύπτει με βάση τον αριθμό των επιλεγμένων παραγόντων εκτίμησης απόστασης και συνεπακόλουθα των χαρακτηριστικών στοιχείων που τους αντιστοιχούν. Στα πλαίσια της παρούσης εργασίας

από τα αρχικά 11-διάστατα διανύσματα προέκυψαν, μετά από την DET, διανύσματα με διαστάσεις που κυμαίνοντουσαν από 3 έως και 8 στοιχεία.

II.2 Η τεχνική LLE (Locally Linear Embedding)

Η δεύτερη τεχνική επενεργεί στα ίδια ακριβώς δεδομένα όπως και η προηγούμενη, με την ειδοποιό διαφορά ότι η παρούσα εκτός από τη μείωση της διάστασης μετασχηματίζει και τις τιμές των διανυσμάτων των στατιστικών παραμέτρων παράγοντας νέα τελείως πληροφορία. Η λογική της συνίσταται στην προβολή των πολυδιάστατων διανυσμάτων σε έναν νέο διανυσματικό χώρο μικρότερης διάστασης, χρησιμοποιώντας την πληροφορία γεινιάσης των αρχικών διανυσμάτων μεταξύ τους και μεταφέροντάς την αυτούσια κατά την ενσωμάτωση τους (embedding) στον καινούριο διανυσματικό χώρο. Επομένως όσα διανύσματα ήταν γειτονικά στον χώρο των πολλών διαστάσεων θα παραμένουν γειτονικά και μετά τις προβολές τους στο χώρο των μικρότερων διαστάσεων. Η συγκεκριμένη μέθοδος έχει το πλεονέκτημα ότι μπορεί να διαχειριστεί διανύσματα που συνδέονται αναμεταξύ τους τόσο με γραμμικές σχέσεις (linear manifold) όσο και με μη γραμμικές (non-linear manifold). Το τελευταίο μπορεί να επιτευχθεί επειδή χρησιμοποιούνται γειτονικά διανύσματα, οπότε μπορεί να υποθεθεί ότι η υποπεριοχή στην οποία βρίσκονται τους επιτρέπει να συνδέονται με γραμμική σχέση.

Προκειμένου να ξεκινήσει η εφαρμογή της τεχνικής LLE γίνεται η θεώρηση (όπως και στην προηγούμενη τεχνική) του συνόλου \mathcal{Q} των αρχικών διανυσμάτων των στατιστικών παραμέτρων, το οποίο μετατρέπεται στον πίνακα $\mathbf{Q} = \{q_1, q_2, \dots, q_N\}$, όπου $q_i \in R^D$, D είναι η διάσταση του κάθε διανύσματος και N είναι το πλήθος όλων των διαθέσιμων διανυσμάτων, επομένως ο πίνακας έχει διάσταση $N \times D$. Ο σκοπός της μεθόδου LLE είναι να εξάγει τα νέα διανύσματα που προκύπτουν μετά την προβολή-ενσωμάτωση (embedding) των q_i στον νέο διανυσματικό χώρο, τα οποία τοποθετούνται στον πίνακα $\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$, όπου $y_i \in R^d$, d είναι η μειωμένη διάσταση των νέων διανυσμάτων και ο πίνακας θα έχει μέγεθος $N \times d$. Η εκτέλεση της τεχνικής LLE επιτελείται ακολουθώντας τα παρακάτω βήματα:

- (1) Εύρεση των K πλησιέστερων γειτόνων για κάθε q_i , η οποία πραγματοποιείται συνήθως με το κριτήριο της Ευκλείδειας απόστασης.
- (2) Το κάθε q_i διάνυσμα, σύμφωνα με την LLE τεχνική, μπορεί να ανακατασκευαστεί (ή αναπαρασταθεί) ως ένας γραμμικός συνδυασμός των γειτόνων του με χρήση κατάλληλων συντελεστών βάρους. Αυτοί οι συντελεστές περιέχονται στον πίνακα $\mathbf{W} = \{w_{ij}\}$, $i, j = 1, 2, \dots, N$ διάστασης $N \times N$ και υπολογίζονται ελαχιστοποιώντας τη συνάρτηση κόστους που εκφράζεται με τον παρακάτω τύπο:

$$\mathcal{E}(\mathbf{W}) = \sum_{i=1}^N \left\| q_i - \sum_{j=1}^N w_{ij} q_j \right\|^2 \quad (\text{II.6})$$

Το παραπάνω πρόβλημα θα πρέπει να ικανοποιεί επίσης και τους εξής περιορισμούς:

- i) $w_{ij} = 0$ αν q_i και q_j δεν είναι γείτονες

- ii) $\sum_{j=1}^N w_{ij} = 1$ για όλους τους συντελεστές βαρών που αντιστοιχούν στους γείτονες του q_i

Τα υπολογιζόμενα βάρη χαρακτηρίζουν το «βαθμό» γεινίασης μεταξύ δύο διανυσμάτων και αναπαριστούν ουσιαστικά τη συνεισφορά κάθε γειτονικού διανύσματος του q_i στην ανακατασκευή του.

- (3) Στο τρίτο βήμα ακολουθεί ο υπολογισμός του πίνακα \mathbf{Y} . Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, η τεχνική LLE διατηρεί τη δομή των διανυσμάτων αναλλοίωτη τόσο πριν όσο και μετά την προβολή-ενσωμάτωσή τους (embedding) στον χώρο μικρότερης διάστασης. Επομένως η ανακατασκευή ενός διανύσματος y_i γίνεται πάλι μέσω των γειτόνων του χρησιμοποιώντας τους συντελεστές βαρών που έχουν υπολογιστεί στο προηγούμενο βήμα, κρατώντας δηλαδή σταθερό τον πίνακα \mathbf{W} . Ο υπολογισμός των στοιχείων του πίνακα \mathbf{Y} υλοποιείται με τους εξής δύο διαφορετικούς τρόπους:

- α) Μέσω ελαχιστοποίησης της συνάρτησης κόστους που εκφράζεται με τον τύπο:

$$\varphi(\mathbf{Y}) = \sum_{i=1}^N \left\| y_i - \sum_{j=1}^N w_{ij} y_j \right\|^2 \quad (\text{II.7})$$

η οποία θα πρέπει να ικανοποιεί τους εξής περιορισμούς:

i) $\sum_{i=1}^N y_i = 0$

ii) $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i^T y_i = \mathbf{I}$

- β) Ορίζεται ο αραιός, συμμετρικός και θετικά ημιορισμένος πίνακας:

$$\mathbf{M} = (\mathbf{I} - \mathbf{W})^T (\mathbf{I} - \mathbf{W}) \quad (\text{II.8})$$

Ελαχιστοποιείται η παρακάτω συνάρτηση κόστους:

$$\varphi(\mathbf{Y}) = \text{tr}(\mathbf{Y}^T \mathbf{M} \mathbf{Y}) \quad (\text{II.9})$$

η οποία θα πρέπει να ικανοποιεί τους εξής περιορισμούς:

iii) $\mathbf{I}_{1 \times d} \mathbf{Y} = \mathbf{0}$

iv) $\frac{1}{N} \mathbf{Y}^T \mathbf{Y} = \mathbf{I}$

Η λύση του παραπάνω προβλήματος ελαχιστοποίησης, με τους περιορισμούς που το συνοδεύουν, βρίσκεται εύκολα μέσω του υπολογισμού των $d+1$ ιδιοδιανυσμάτων (eigenvectors) του πίνακα \mathbf{M} που συνδέονται με τις $d+1$ μικρότερες ιδιοτιμές (eigenvalues) του. Από τα εξαχθέντα ιδιοδιανύσματα αφαιρείται αυτό που περιέχει όλο μονάδες, το οποίο αντιστοιχεί στην μικρότερη ιδιοτιμή απ' όλες, οπότε τα υπόλοιπα d ιδιοδιανύσματα θα αποτελούν την τελική λύση.

Όπως παρουσιάστηκε παραπάνω, ο αλγόριθμος της τεχνικής LLE, στο πρώτο βήμα, βρίσκει τους πλησιέστερους γείτονες ενός αρχικού διανύσματος q_i χρησιμοποιώντας όλα τα διαθέσιμα διανύσματα που βρίσκονται στον πίνακα \mathbf{Q} . Στα πλαίσια της παρούσης εργασίας

χρησιμοποιήθηκε μία παραλλαγή του βασικού αλγορίθμου LLE, που ονομάζεται “1-προσαρμοσμένος” LLE (1-SLLE). Η συγκεκριμένη παραλλαγή διαφέρει μόνο στο πρώτο βήμα σε σχέση με τον βασικό αλγόριθμο, ενώ τα υπόλοιπα βήματα εκτελούνται ακριβώς με την ίδια λογική. Η διαφορά έγκειται στο γεγονός ότι στον 1-SLLE αλγόριθμο η εύρεση των γειτόνων του q_i διανύσματος γίνεται εξετάζοντας μόνο αυτά τα διανύσματα που προέρχονται από την ίδια κλάση ταξινόμησης με το q_i .