



# ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ

«ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΑΥΤΟΜΑΤΙΣΜΟΥ»



Θέμα στο μάθημα «Βιομηχανικές εγκαταστάσεις»

**Ταξινόμηση βλαβών ένσφαιρων τριβέων με εφαρμογή μηχανικής μάθησης**

## **Ομάδα**

Γεώργιος Κασσαβετάκης (02121203)

Δημήτριος Μανωλιάς (02123201)

Ελένη Παπαδοπούλου (02121105)

Ευάγγελος Καραβάς (02123209)

Ευάγγελος Πίσχινας (02121106)

Συμεών Παπαδόπουλος (02123118)

Διδάσκοντες:

Χ. Γιακόπουλος

Ι. Αντωνιάδης

*Ακαδημαϊκό έτος 2023-2024*

# Περίληψη

Η παρούσα ομαδική εργασία επικεντρώνεται στον τομέα της "Διαγνωστικής-Προγνωστικής Ανάλυσης Περιστρεφόμενων Μηχανών". Στο πρώτο τμήμα της, γίνεται ανάλυση του σήματος κραδασμών ρουλεμάν, με στόχο την εξαγωγή χαρακτηριστικών στον πεδίο του χρόνου και της συχνότητας. Στο δεύτερο μέρος, υλοποιείται ένα σύστημα τεχνητής νοημοσύνης, το οποίο, βασιζόμενο στα χαρακτηριστικά του σήματος (των κραδασμών της μηχανής), θα είναι σε θέση να αναγνωρίζει εάν η μηχανή παρουσιάζει λειτουργικά σφάλματα.

## Περιεχόμενα

Περίληψη.....	2
1. Εισαγωγή .....	3
2. Θεωρία .....	3
Χαρακτηριστικές συχνότητες βλάβης .....	3
3. Κύριο μέρος.....	4
Preprocessing .....	4
Χρονικά παράθυρα.....	4
Αποθορυβοποίηση (Denoising).....	6
Χαρακτηριστικά πεδίου χρόνου .....	7
Χαρακτηριστικά πεδίου συχνότητας.....	8
Κυματιδιακός μετασχηματισμός.....	8
Αποδιαμόρφωση μέσω μετασχηματισμού Hilbert.....	10
Κυρτόγραμμα-φίλτρο .....	10
Μετασχηματισμός Hilbert.....	12
Πραγματικές Συχνότητες συστήματος .....	12
Μορφολογική ανάλυση .....	16
Επιλογή και μείωση χαρακτηριστικών.....	17
Επιλογή Χαρακτηριστικών με την μέθοδο CDET.....	18
Περιορισμός Χαρακτηριστικών με την μέθοδο PCA .....	19
Ταξινόμηση βλαβών.....	20
Αλγόριθμος kMeans .....	20
Αλγόριθμος SVM .....	21
4. Συμπεράσματα .....	25

## Πίνακας Εικόνων

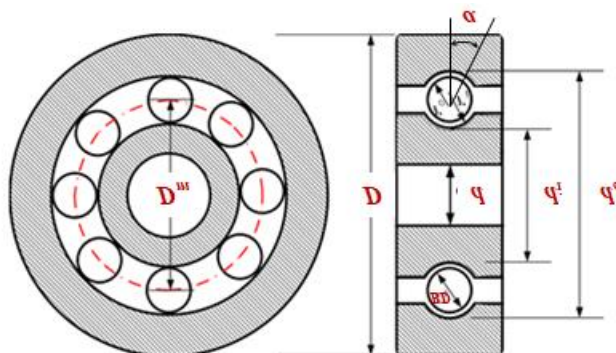
Εικόνα 1 Ρουλεμάν.....	3
Εικόνα 2 Hamming .....	5
Εικόνα 3 Hanning.....	5
Εικόνα 4 Ακατέργαστο σήμα      Εικόνα 5 Savitzky-Golay Smoothing .....	7
Εικόνα 6 Wavelet Denoising      Εικόνα 7 Denoising using Both .....	7
Εικόνα 8 Κυρτόγραμμα S2_BPFO_0219_0602_C1_F .....	11
Εικόνα 9 Μετασχηματισμός Hilbert για S2_BPFO_0219_0602_C1_ .....	12
Εικόνα 10 Θεωρητική εμφάνιση της BPFO στη αποδιαμόρφωση.....	13
Εικόνα 11 S2_BPFO_02138_1522_C1_F(αριστερά) S2_BPFO_0213_0152_C1_N (δεξιά).....	13
Εικόνα 12 Θεωρητικό αποδιαμορφωμένο φάσμα βλάβης εσωτερικού δακτυλίου .....	14
Εικόνα 13 Αποδιαμορφωμένο S1_BPFI_1124_2137_C5_F.....	14
Εικόνα 14 Αποδιαμορφωμένο S1_BPFI_1122_1846_C5_F.....	14
Εικόνα 15 Αποδιαμορφωμένο S1_BPFI_1122_1846_C5_F.....	15
Εικόνα 16 Αποδιαμορφωμένο S1_BPFI_1023_0704_C5_N.....	15
Εικόνα 17 Παράδειγμα μορφολογικής του δείγματος S2_BPFO_0218_1522_C1_F .....	17
Εικόνα 18 Αξιολόγηση χαρακτηριστικών μέσω CDET .....	18
Εικόνα 19 Διάγραμμα Scree για το σύνολο των Δεδομένων.....	19
Εικόνα 20 Διάγραμμα Scree για το σύνολο των επιλεγμένων Δεδομένων .....	20
Εικόνα 21 Βελτιστοποίηση πρώτου σταδίου ταξινόμησης.....	22
Εικόνα 22 Βελτιστοποίηση δεύτερου σταδίου ταξινόμησης.....	22

## 1. Εισαγωγή

## 2. Θεωρία

### Χαρακτηριστικές συχνότητες βλάβης

Στα ρουλεμάν κάποιοι τύποι βλάβης εμφανίζουν συγκεκριμένες συχνότητες στο φάσμα (του σήματος των κραδασμών). Παρακάτω βλέπουμε την βασική γεωμετρία ενός ρουλεμάν



Εικόνα 1 Ρουλεμάν

Για την  $D_m$  ισχύει  $D_m = \frac{1}{2} \cdot (d_i + d_o)$ . Συμβολίζουμε με  $n$  είναι το πλήθος των στοιχείων κύλισης,  $f_r$  τη ταχύτητα περιστροφής άξονα, και  $\alpha$  τη γωνία επαφής.

Στην εργασία μας θέλουμε να βρίσκουμε εάν το ρουλεμάν έχει βλάβη στον εσωτερικό δακτύλιο, στον εξωτερικό ή εάν είναι υγιές. Στην περίπτωση που ο εξωτερικός δακτύλιος παρουσιάζει βλάβη τότε στο φάσμα θα εμφανίζεται η συχνότητα

$$BPFO = n/2 \cdot f_r \cdot (1 - BD/D_m \cdot \cos \alpha)$$

Ενώ εάν έχει βλάβη ο εσωτερικός δακτύλιος θα εμφανίζεται η συχνότητα

$$BPFI = n/2 \cdot f_r \cdot (1 + BD/D_m \cdot \cos \alpha)$$

Από την εκφώνηση της εργασίας έχουμε  $U_{saft} = 2000 \text{rpm}$ ,  $n = 16$ ,  $PD = 2.815 \text{inch}$ ,  $BD = 0.331 \text{inch}$ ,  $\beta = 15.17^\circ$ ,  $f_s = 20 \text{kHz}$

Με αυτά τα δεδομένα μπορούμε να προβούμε στους εξής υπολογισμούς

$$f_r = U_{saft} = 2000 \text{rpm} = 33.33 \text{Hz}$$

$$PD = 2.815 \text{ inc}$$

Οπότε σύμφωνα με τα παραπάνω οι χαρακτηριστικές συχνότητες εσωτερικού και εξωτερικού δακτυλίου θα είναι

$$BPFI = n/2 \cdot f_r \cdot (1 + BD/PD \cdot \cos \alpha) = 16/2 \cdot 33.33 \cdot (1 + 0.331/2.815 \cdot \cos 15.17) = 266.64 \cdot (1 + 0.1135) = 296.9 \text{ Hz}$$

$$BPFO = n/2 \cdot f_r \cdot (1 - BD/PD \cdot \cos \alpha) = 16/2 \cdot 33.33 \cdot (1 - 0.331/2.815 \cdot \cos 15.17) = 266.64 \cdot (1 - 0.1135) = 236.4 \text{ Hz}$$

### 3. Κύριο μέρος

#### Preprocessing

##### Χρονικά παράθυρα

Όταν υπολογίζεται το περιεχόμενο συχνότητας ενός σήματος, μπορεί και προκύπτουν σφάλματα όταν λαμβάνουμε ένα στιγμιότυπο περιορισμένης διάρκειας ενός σήματος που στην πραγματικότητα διαρκεί για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα. Η δημιουργία παραθύρων είναι ένας τρόπος μείωσης αυτών των σφαλμάτων. Τι είναι όμως ένα χρονικό παράθυρο;

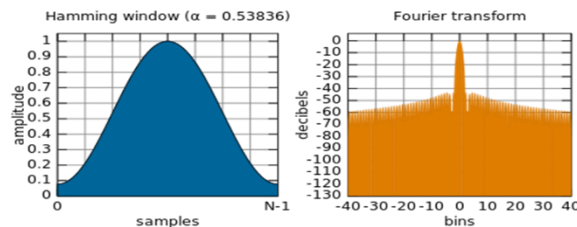
Το χρονικό παράθυρο παρέχει μια σταθμισμένη επιλογή ενός τμήματος μιας κυματομορφής χρόνου για ανάλυση γρήγορου μετασχηματισμού Fourier (FFT). Δημιουργείται πολλαπλασιάζοντας την αρχική κυματομορφή χρόνου με μια συνάρτηση παραθύρου που ορίζεται από το χρήστη κάποιου πλάτους. Σε αυτήν την περίπτωση, το πλάτος ισούται με δύο φορές τον αριθμό των γραμμών ανάλυσης. Αυτός ο πολλαπλασιασμός στο χρόνο οδηγεί σε παραμόρφωση της συχνότητας. Ενώ το FFT της κυματομορφής με παράθυρο θα είναι παρόμοιο με αυτό της αρχικής κυματομορφής, αλλά θα έχει αλλάξει. Γενικά, όσο

μεγαλύτερο είναι το παράθυρο στο χρόνο, τόσο μικρότερη είναι η παραμόρφωση στη συχνότητα. Για αυτό το λόγο η σωστή επιλογή παραθύρου είναι πολύ σημαντική. Πως μπορούμε να επιλέξουμε το κατάλληλο;

Η επιλογή μιας λειτουργίας παραθύρου εξαρτάται από την αντιστάθμιση μεταξύ δύο κύριων παραγόντων: την ανάλυση και το δυναμικό εύρος. Η ανάλυση είναι η ικανότητα διάκρισης μεταξύ δύο στοιχείων στενής συχνότητας και η δυναμική περιοχή είναι η ικανότητα ανίχνευσης στοιχείων ασθενούς συχνότητας παρουσία ισχυρών. Για τους παραπάνω λόγους στην εφαρμογή μας χρησιμοποιήθηκαν το Hamming window καθώς και το Hanning window καθώς έχουν πολύ υψηλή ανάλυση σε αυτές τις κατηγορίες. Πως λοιπόν συντάσσονται αυτά τα παράθυρα;

Hamming:

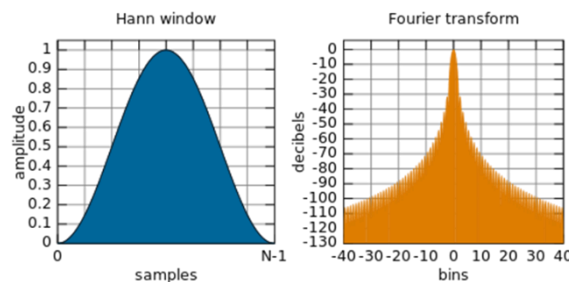
$$w(n) := 0.54 + 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right)$$



Εικόνα 2 Hamming

Hanning (Hann):

$$w(n) = 0.5 \left(1 - \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right)\right)$$



Εικόνα 3 Hanning

Ποιο είναι το συμπέρασμα μας όμως από την εφαρμογή των παραθύρων;

Θεωρητικά είναι καλό και πολύ χρήσιμο να τα χρησιμοποιείς για την προ-επεξεργασία αλλά πρακτικά στην εφαρμογή μας δεν λειτούργησαν αποδοτικά. Τα χρονικά παράθυρα δεν λειτουργούν σε κρουστικά φαινόμενα και κατά συνέπεια μείωναν την ικανότητα ταξινόμησης του αλγορίθμου μας. Οπότε δεν χρησιμοποιήθηκαν.

### Αποθορυβοποίηση (Denoising)

Το φίλτρο που χρησιμοποιήθηκε είναι το Savitzky Golay. Είναι ένα φίλτρο που χρησιμοποιείται για την εξομάλυνση σήματος, το οποίο επιτρέπει την απαλή αφαίρεση του θορύβου ενός σήματος, ενώ διατηρεί την σημαντική πληροφορία του σήματος αναλλοίωτη. Τα κύρια χαρακτηριστικά του Savitzky-Golay φίλτρου περιλαμβάνουν:

1. Εξομάλυνση: Το φίλτρο αυτό μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να εξομαλύνει ένα σήμα, δηλαδή να μειώσει τις απότομες αλλαγές στην τιμή του σήματος.
2. Αφαίρεση Θορύβου: Ενώ εξομαλύνει το σήμα, το Savitzky-Golay φίλτρο παράγει επίσης μια ομαλή προσέγγιση του σήματος, βοηθώντας στην αφαίρεση του θορύβου.
3. Διατήρηση Καμπύλης: Αν και αποτελεί ένα φίλτρο εξομάλυνσης, το Savitzky-Golay φίλτρο προσπαθεί να διατηρήσει τις κυρτότητες και τις κορυφές του αρχικού σήματος.
4. Μη Γραμμικότητα: Αν και είναι γραμμικό, το φίλτρο μπορεί να προσαρμοστεί σε διάφορα σήματα και να προσφέρει καλή απόδοση.

Το Savitzky-Golay φίλτρο χρησιμοποιεί πολυωνυμική παρεμβολή για να εξομαλύνει τα δεδομένα. Οι παράμετροι του φίλτρου περιλαμβάνουν την τάξη του πολυωνύμου παρεμβολής και το μήκος του παραθύρου που χρησιμοποιείται για την εφαρμογή του φίλτρου. Συνολικά, το Savitzky-Golay φίλτρο είναι ένα αποτελεσματικό εργαλείο για την εξομάλυνση σήματος και την αφαίρεση θορύβου, ενώ διατηρεί τη δομή του αρχικού σήματος.

Στην εργασία χρησιμοποιήθηκε η εντολή

```
sgolayfilt(processed_data, order, framelen)
```

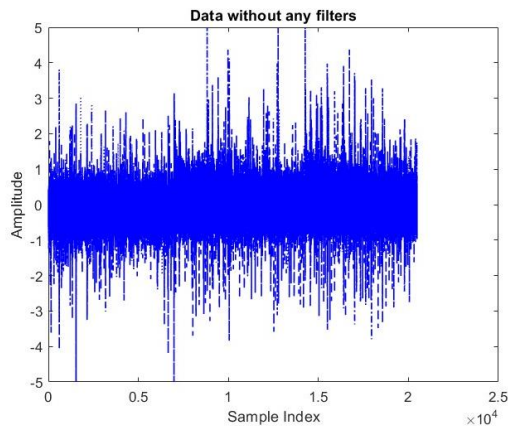
η οποία εφαρμόζει το Savitzky-Golay φίλτρο στα μη επεξεργασμένα δεδομένα. Η συνάρτηση `sgolayfilt` δέχεται ως ορίσματα τα δεδομένα (Data), την τάξη του φίλτρου (order) και το μήκος του παραθύρου (framelen) που χρησιμοποιείται για την εφαρμογή του φίλτρου.

Επίσης, για την αποθορυβοποίηση των δεδομένων χρησιμοποιήθηκε και η κυματιδιακή συνάρτηση (**wavelet denoising**)

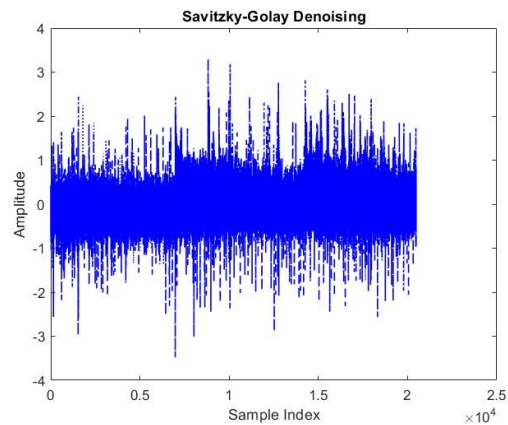
```
wdenoise(processed_data, 3, 'Wavelet', 'db1')
```

η οποία όμως δεν είχε τόσο καλά αποτελέσματα όσο η Savitzky-Golay με διαφορά στην ακρίβεια του αλγορίθμου εκμάθησης κατά 1%-2%. Παρόλα αυτά είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι αυτός ο τρόπος αποθορυβοποίησης είναι χρήσιμος όταν τα χαρακτηριστικά του σήματος διαφέρουν πολύ μεταξύ τους.

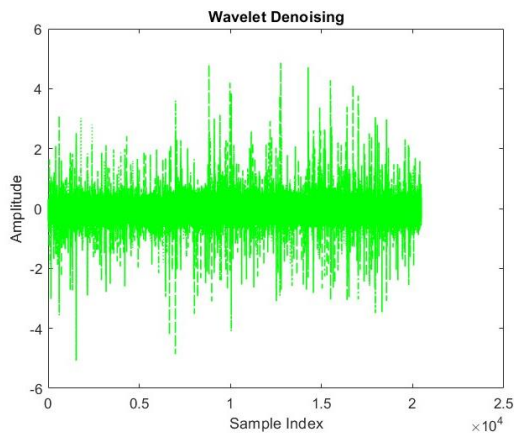
Στις παρακάτω εικόνες φαίνονται τα διαγράμματα αποθορυβοποίησης ενός ακατέργαστου σήματος, μετά με το Savitzky-Golay φίλτρο, με το Wavelet Denoising φίλτρο και ο συνδυασμός και των δύο φίλτρων.



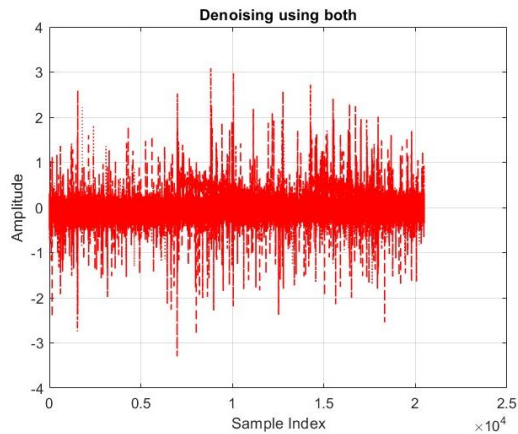
Εικόνα 4 Ακατέργαστο σήμα



Εικόνα 5 Savitzky-Golay Smoothing



Εικόνα 6 Wavelet Denoising



Εικόνα 7 Denoising using Both

Τέλος, πρέπει να σημειωθεί ότι τελικά δε χρησιμοποιήθηκε κανένας αλγόριθμος αποθουβοποίησης, αφού όλες οι τεχνικές ήταν κάτω του 91% επιτυχία, ενώ χωρίς αποθουβοποίηση το ποσοστό επιτυχίας κυμαινόταν από 93% έως 95%.

## Χαρακτηριστικά πεδίου χρόνου

Για τον υπολογισμό των χρονικών χαρακτηριστικών σε διάφορα επίπεδα ανάλυσης (σήματος), δημιουργήσαμε ένα script με το όνομα timeFeatures. Τα χαρακτηριστικά που υπολογίζει είναι τα εξής:

Mean- μέσος όρος

Median- Διάμεσος

Peak to Peak- διαφορά μέγιστης και μικρότερης τιμής

Rms τιμή



Var- διασπορά

Std- τυπική απόκλιση

Skewness- λοξότητα- 3<sup>η</sup> στατιστική ροπή

Kurtosis- κύρτωση- 4<sup>η</sup> στατιστική ροπή

CrestFactor - μέγιστη τιμή προς rms

ShapeFactor - RMS διαιρούμενο με το μέσο όρο της απόλυτης τιμής

ImpulseFactor - Συγκρίνετε το ύψος μιας κορυφής με το μέσο επίπεδο του σήματος.

MarginFactor - Εκτιμά το κρουστικό επίπεδο μεταξύ του στοιχείου κύλισης και του δακτυλίου

Energy - Ενέργεια του σήματος

### Χαρακτηριστικά πεδίου συχνότητας

Όπως στα χαρακτηριστικά στο πεδίο του χρόνου, έτσι και για τα χαρακτηριστικά στο πεδίο των συχνοτήτων φτιάξαμε ένα ξεχωριστό script (frequencyFeatures), ώστε να τη καλούμε σε διάφορα σημεία του κώδικα. Τα χαρακτηριστικά που βρίσκει είναι τα εξής

spectralCentroid - «κέντρο μάζας» του φάσματος

spectralSpread - φασματική «εξάπλωση»

spectralSkewness - τρίτης τάξης ροπή του φάσματος Fourier

spectralKurtosis - τέταρτης τάξης ροπή του φάσματος Fourier

rms τιμή του φάσματος

Energy- ενέργεια φάσματος

### Κυματιδιακός μετασχηματισμός

Η μετασχηματισμός wavelet είναι μια τεχνική επεξεργασίας σημάτων που χρησιμοποιείται για την ανάλυση και την εξαγωγή χρήσιμης πληροφορίας από σήματα. Αυτή η τεχνική βασίζεται στη χρήση μιας οικογένειας συναρτήσεων που ονομάζονται "wavelets".

Το wavelet αποτελείται από συναρτήσεις που χαρακτηρίζονται από την ικανότητά τους να επιτυγχάνουν καλή χρονική και συχνοτική τοπικότητα. Αυτό σημαίνει ότι τα wavelets μπορούν να εστιάσουν σε συγκεκριμένες περιοχές του σήματος τόσο στο πεδίο του χρόνου όσο και στο πεδίο της συχνότητας.

Ο μετασχηματισμός wavelet λειτουργεί ως ένα είδος φίλτρου που εφαρμόζεται στο σήμα. Αυτό το φίλτρο πραγματοποιεί μια πολλαπλασιαστική λειτουργία ανάμεσα στο σήμα και στην wavelet συνάρτηση σε διάφορες θέσεις και κλίμακες. Ο μετασχηματισμός wavelet παράγει ένα σύνολο συντελεστών που αντιπροσωπεύουν την παρουσία της πληροφορίας του σήματος σε διαφορετικές χρονικές και συχνοτικές κλίμακες.

Οι βασικές εφαρμογές του μετασχηματισμού wavelet περιλαμβάνουν:

1. Συμπίεση Σημάτων: Ο μετασχηματισμός wavelet μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη συμπίεση σημάτων χωρίς σημαντική απώλεια πληροφορίας.



2. Ανάλυση Σημάτων: Χρησιμοποιείται για την ανίχνευση των χαρακτηριστικών σημάτων σε διάφορες κλίμακες.
3. Επεξεργασία Σημάτων: Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη βελτίωση της ανάλυσης και της εξαγωγής πληροφορίας από σήματα.

Ο κυματιδιακός μετασχηματισμός (Wavelet transformation) δημιουργείται με δειγματοληψία των παραμέτρων του κύματος ( $\alpha$ ,  $b$ ) σε ένα πλέγμα. Το ζήτημα της ανακατασκευής του σήματος από τις τιμές μετασχηματισμού του, εξαρτάται φυσικά από την τραχύτητα του πλέγματος δειγματοληψίας. Ένα λεπτό δίκτυο πλέγματος θα επέτρεπε την εύκολη ανακατασκευή, αλλά με εμφανή πλεονασμό, δηλαδή υπερβολική δειγματοληψία. Ένα πολύ χοντρό πλέγμα θα μπορούσε να οδηγήσει σε απώλεια πληροφοριών.

Στην συγκεκριμένη εργασία χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση **wavedec** η οποία εφαρμόζει τον διακριτό μετασχηματισμό κυματομορφών στο εισερχόμενο σήμα. Αυτό συμπεριλαμβάνει την αποσύνθεση του σήματος ή της εικόνας σε προσεγγίσεις και λεπτομέρειες σε διαφορετικές κλίμακες (επίπεδα) χρησιμοποιώντας μια καθορισμένη κυματομορφή.

$$[C,l] = \text{wavedec}(x,4,'db1')$$

Η συνάρτηση επιστρέφει τους συντελεστές ανάλυσης κυματομορφής σε μορφή διανύσματος. Αυτοί οι συντελεστές αντιπροσωπεύουν τις διάφορες συχνότητες και λεπτομέρειες του σήματος σε πολλαπλά επίπεδα ανάλυσης.

Στη συνέχεια η συνάρτηση **wrcoef** είναι χρήσιμη για την αποκατάσταση του αρχικού σήματος από τους συντελεστές προσέγγισης και λεπτομερειών που έχουν προκύψει μετά από τη διαδικασία της ανάλυσης wavelet.

$$\text{Wav\_b} = \text{wrcoef}('a',C,l,'db1',1)$$

$$\text{Wav\_c} = \text{wrcoef}('a',C,l,'db1',2)$$

$$\text{Wav\_d} = \text{wrcoef}('a',C,l,'db1',3)$$

$$\text{Wav\_bdet} = \text{wrcoef}('d',C,l,'db1',1)$$

$$\text{Wav\_cdet} = \text{wrcoef}('d',C,l,'db1',2)$$

$$\text{Wav\_ddet} = \text{wrcoef}('d',C,l,'db1',3)$$

Οι πρώτες τρεις γραμμές ανακατασκευάζουν την προσέγγιση στο τρίτο επίπεδο ανάλυσης (**Wav\_b**, **Wav\_c**, **Wav\_d**) από τους συντελεστές της ανάλυσης ( $C$ ,  $l$ ) χρησιμοποιώντας την κυματομορφή **'db1'**.

Στη συνέχεια οι τρεις τελευταίες γραμμές ανακατασκευάζουν τις λεπτομέρειες έως το τρίτο επίπεδο ανάλυσης (**Wav\_bdet**, **Wav\_cdet**, **Wav\_ddet**) από τους συντελεστές της ανάλυσης ( $C$ ,  $l$ ) χρησιμοποιώντας την κυματομορφή **'db1'**. Το κυματίδιο **'db1'** έχει κρουστική μορφή οπότε θα μας έδινε καλύτερα αποτελέσματα συσχέτισης με κρουστικά χρονικά σήματα σε σχέση με τα **'db4'** και **'sym4'**.

Η μεγαλύτερη απόκλιση παρατηρήθηκε στον υπολογισμό ενέργειας στο  $3^\circ$ . Έτσι, πήραμε μόνο από το τρίτο επίπεδο την προσέγγιση του σήματος με τους συνδυασμούς από τις λεπτομέρειες των υπολοίπων.

Στη συνέχεια, πήραμε τη μέτρηση της κύρτωσης και της ενέργειας από κάθε συνδυασμό ενέργειας από τον τρίτο κυμματιδιακό μετασχηματισμό του σήματος, παίρνοντας τις μέγιστες μετρήσεις από την ενέργεια και την κύρτωση αντίστοιχα.

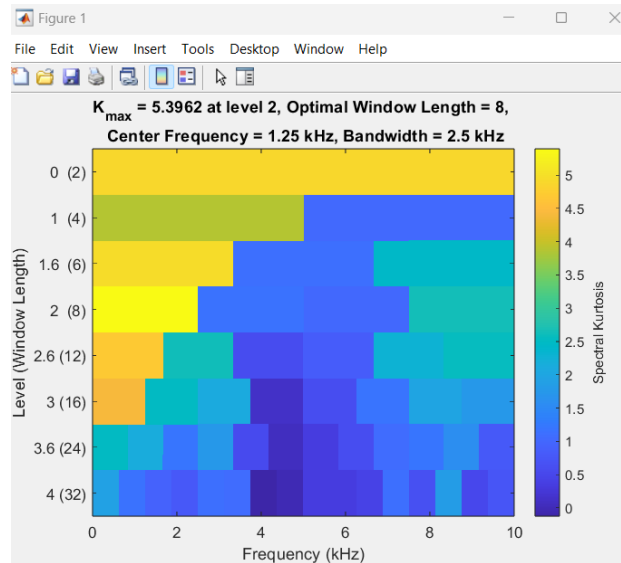
Τέλος, επιστρέφεται το αποτέλεσμα της κύρτωσης και της ενέργειας, τα οποία είναι χρήσιμα για την επιλογή χαρακτηριστικών το οποίο θα γίνει αργότερα.

## Αποδιαμόρφωση μέσω μετασχηματισμού Hilbert

### Κυρτόγραμμα-φίλτρο

Το αρχικό συχνοτικό εύρος του σήματός μας είναι από 0 έως  $f_s/2$  (10kHz), το οποίο είναι πολύ μεγάλο και περιέχει πολλές συχνότητες και θόρυβο που δε μας είναι χρήσιμα. Μια τακτική στην ανάλυση σήματος είναι το να περάσουμε το σήμα μας από κατάλληλο φίλτρο ώστε να διώξουμε θόρυβο και περιττές πληροφορίες, και να κρατήσουμε τη συχνοτική περιοχή στην οποία πιστεύουμε πως θα υπάρχουν χρήσιμες πληροφορίες για την ανάπτυξη φθοράς. Ένας άλλος σημαντικός λόγος για τον οποίο ενδείκνυται η χρήση φίλτρου, είναι ότι οι συχνότητες BPFO και BPFI δε εμφανίζονται τόσο πολύ καθαυτές μέσα στο σήμα, αλλά ως πλευρικές ιδιοσυχνότητες ( $f'$ ) των ρουλεμάν που έχουν διεγερθεί (δηλαδή εμφανίζονται ως  $f' + n \cdot \text{BPFI}$ ). Για μπορέσουμε λοιπόν να εντοπίσουμε αυτές τις συχνότητες πιο εύκολα, σε περίπτωση βλάβης, περνάμε το σήμα μας από φίλτρο το οποίο εστιάζει σε περιοχή που πιστεύουμε πως βρίσκεται η πληροφορία, και στη πορεία αποδιαμορφώνοντας το σήμα, προκύπτει (συνήθως) φάσμα στο οποίο (εάν διεγείρονται) φαίνονται πιο καθαρά οι BPFI BPFO και οι αρμονικές τους.

Επειδή προγραμματίζουμε ένα αυτοματοποιημένο σύστημα διάγνωσης βλαβών, η επιλογή του συχνοτικού εύρους το οποίο κρατάμε από το φίλτρο θα πρέπει να μπορεί να γίνει επίσης αυτόματα. Μια τακτική για την επιλογή του εύρους είναι η χρήση του κυρτογράμματος. Το κυρτόγραμμα μας δείχνει τον συντελεστή φασματικής κύρτωσης σε διάφορες συχνοτικές περιοχές. Ο συντελεστής αυτός είναι ένα μέτρο 'αιχμηρότητας' της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας, και αυξάνεται με τη εμφάνιση μη στάσιμων κυμάτων (στη περίπτωσή μας, βλάβες στα ρουλεμάν- κρουστικό φαινόμενο). Συνεπώς η συχνοτική περιοχή που έχει μεγαλύτερο συντελεστή στο κυρτόγραμμα, πιθανόν να είναι και η περιοχή με τις περισσότερες χρήσιμες πληροφορίες. Αντίστοιχα στάσιμα κύματα και θόρυβος έχουν χαμηλό συντελεστή φασματικής κύρτωσης.



Εικόνα 8 Κυρτόγραμμα S2\_BPFO\_0219\_0602\_C1\_F

Το κυρτόγραμμα χωρίζει το φάσμα (από 0 ως  $f_s/2$ ) σε ίσα συχνοτικά διαστήματα αναλόγως με τα επίπεδα  $k$  που του έχουμε ορίσει.

Στην παραπάνω εικόνα φαίνεται το κυρτόγραμμα για το σετ δεδομένων S2\_BPFO\_0219\_0602\_C1\_F. Χρησιμοποιήσαμε  $k = 4$  επίπεδα, προκειμένου τα συχνοτικά εύρη να μη είναι πολύ μεγάλα (για να έχουμε καλή ακρίβεια για τις διάφορες συχνοτικές περιοχές) αλλά ούτε πολύ μικρά (για να είναι πιο εύκολη η αυτόματη επιλογή φίλτρου). Γενικά είδαμε κυρτογράμματα για διάφορα data sets, μήπως και βρίσκαμε συχνοτικές περιοχές που εμφανίζουν συχνά υψηλό δείκτη φασματικής κύρτωσης, προκειμένου να βρίσκαμε ένα στάνταρ φίλτρο για κάθε τρέξιμο του αλγορίθμου. Όμως αυτό δε πέτυχε, και για αυτό εν τέλει προγραμματίσαμε τον αλγόριθμο ώστε αρχικά να κάνει κυρτόγραμμα 4 επιπέδων, να βρίσκει εύρη συχνοτήτων μέγιστη φασματική κύρτωση, και σε αυτά να εφαρμόζει φίλτρο. Ο λόγος που δε θέλαμε  $k$  πολύ μεγάλο ήταν γιατί κατά τον υπολογισμό του κυρτογράμματος κάποιες φορές οδηγούμασταν σε συχνοτική περιοχή μεγάλου εύρους και άλλες σε πολύ μικρού, όπου για να αποδώσει καλά το πέρασμα του σήματος σε φίλτρο, θα έπρεπε κάθε φορά αναλόγως με το bandwidth να αλλάζαμε την τάξη του φίλτρου. Για αυτό επιλέξαμε μια μέση λύση και για τη τάση του κυρτογράμματος, και για τη τάξη του φίλτρου ( $=4$ ).

Ο αλγόριθμός επίσης με βάση το κυρτόγραμμα ελέγχει εάν το φίλτρο θα πρέπει να είναι βαθυπερατό, ζωνοπερατό ή υψιπερατό (σε κάθε περίπτωση χρησιμοποιήσαμε φίλτρο butter).

Εφόσον λοιπόν βρεθεί το κατάλληλο φίλτρο, και το σήμα μας περαστεί από αυτό, το φιλτραρισμένο σήμα ελέγχεται για τιμές χαρακτηριστικών στο πεδίο της συχνότητας και του χρόνου, καθώς επίσης αποτελεί σήμα εισόδου για άλλες μορφές επεξεργασίας σήματος, όπως είναι ο μετασχηματισμός Hilbert.

Την παραπάνω διαδικασία την εκτελεί αυτόματα το script που έχουμε ονομάσει kurtogramFiltering

## Μετασχηματισμός Hilbert

Όπως αναφέρθηκε νωρίτερα, το φιλτραρισμένο σήμα το περνάμε από την διαδικασία της αποδιαμόρφωσης προκειμένου οι συχνότητες BPFO και BPFI να φαίνονται καλύτερα, και σε εμάς, αλλά και για να είναι πιο εύκολο από το πρόγραμμα να τις αντιληφθεί.

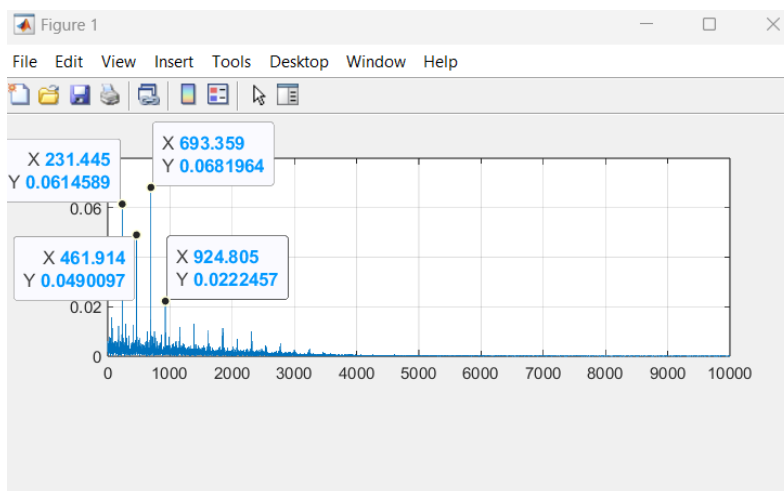
Ο μετασχηματισμός Hilbert, σύμφωνα με τη θεωρία, μπορεί να θεωρηθεί ως ένα φίλτρο που αλλάζει απλά τις φάσεις όλων των συνιστωσών συχνότητας της εισόδου του σήματος κατά  $-\pi / 2$ . Με την εντολή `hilbert` στο `matlab` μέσω του μετασχηματισμού Hilbert βρίσκουμε το αναλυτικό σήμα, στο οποίο για να δούμε τις πληροφορίες που θέλουμε παίρνουμε την περιβάλλουσα του, παίρνοντας την απόλυτη τιμή του. Μια άλλη εντολή που μας προτάθηκε από την θεωρία για την αποδιαμόρφωση του σήματος ήταν η `envelope`, η οποία όμως μέσω από δοκιμές δε μας φάνηκε να δίνει καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τη Hilbert.

Με την εφαρμογή του μετασχηματισμού, στο αποδιαμορφωμένο σήμα βρίσκουμε τα χαρακτηριστικά του στο πεδίο του χρόνου και των συχνοτήτων, και στην πορεία κοιτάμε πληροφορίες σχετικές με συγκεκριμένες συχνότητες που πιστεύουμε θα εμφανιστούν.

Το script για τα παραπάνω ονομάζεται `hilbertTransform`

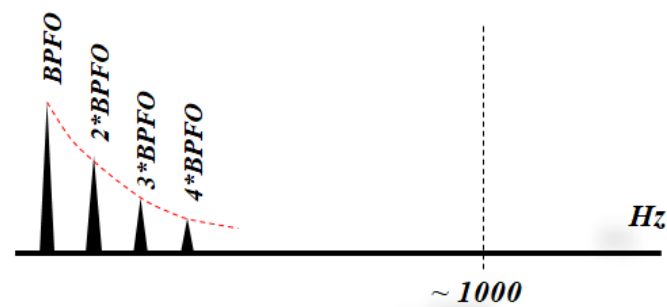
## Πραγματικές Συχνότητες συστήματος

Αρχικά εφαρμόσαμε την τακτική κυρτόγραμμα- φίλτρο- Hilbert σε σήματα που ξέρουμε από τι κατάσταση μηχανής προέρχονται προκειμένου να αποκτήσουμε οι ίδιοι μια εικόνα για το πώς εμφανίζονται οι χαρακτηριστικές συχνότητες στο φάσμα.



Εικόνα 9 Μετασχηματισμός Hilbert για S2\_BPFO\_0219\_0602\_C1\_

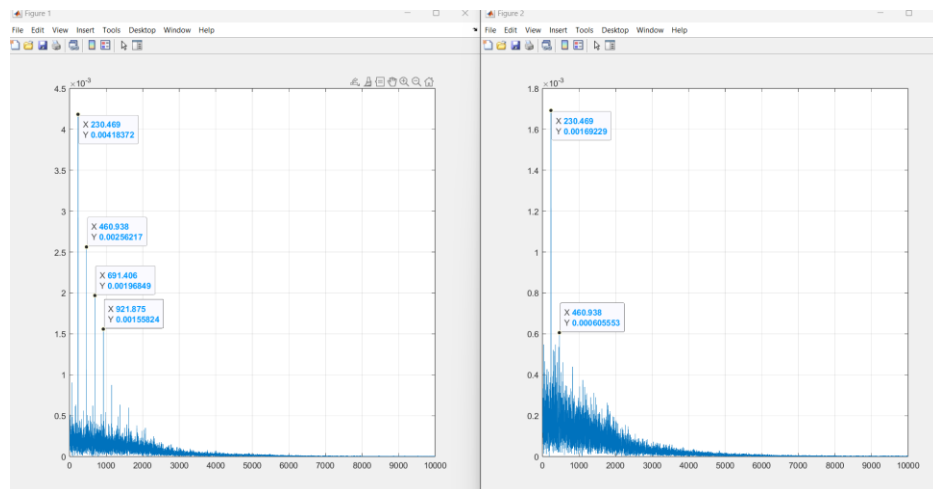
Στη παραπάνω εικόνα βλέπουμε τα αποτελέσματα της προαναφερόμενης διαδικασίας για ένα σήμα που ξέρουμε ότι παρουσιάζει ζημιά στον εξωτερικό δακτύλιο.



Εικόνα 10 Θεωρητική εμφάνιση της BPFO στη αποδιαμόρφωση

Το φάσμα από το S2\_BPFO\_0219\_0602\_C1\_F φαίνεται να εμφανίζει μορφή όπως που μας λέει η θεωρία. Συγκεκριμένα η βλέπουμε να εμφανίζεται έντονα η συχνότητα 231Hz και οι αρμονικές της. Η θεωρητική σε εμάς BPFO μπορεί να είναι 236.4 Hz (οι συχνότητες δε είναι ακριβώς ακέραια πολλαπλάσια η μία της άλλη λόγω της πεπερασμένης διακριτοποίησης του φάσματος  $f_s/N$ ) αλλά το να υπάρχει μια απόκλιση  $+5\sim 10\%$  είναι φυσικό (λόγω μικροδιαφορών γεωμετρίας ή διαφοράς ταχύτητας άξονα μεταξύ πραγματικών και θεωρητικών τιμών).

Στη συνέχεια δοκιμάσαμε τα S2\_BPFO\_0218\_1522\_C1\_F (βλάβη εξωτερικού δακτυλίου) και S2\_BPFO\_0213\_0152\_C1\_N (υγιείς)



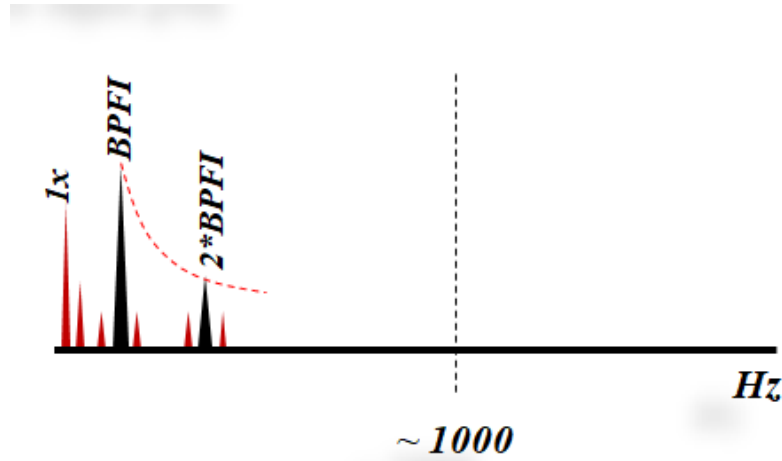
Εικόνα 11 S2\_BPFO\_02138\_1522\_C1\_F(αριστερά) S2\_BPFO\_0213\_0152\_C1\_N (δεξιά)

Παρατηρούμε πάλι (στην αριστερά εικόνα) την BPFO  $\sim 230.5$  και τις αρμονικές της, ενώ στη δεξιά εικόνα βλέπουμε πιθανόν πάλι την BPFO παρόλο που είμαστε σε σχετικά «υγιή» κατάσταση, αλλά αυτή τη φορά με αρκετά μικρότερο μέτρο, καθώς και οι αρμονικές της φαίνεται να έχουν επίσης πολύ μικρότερο μέτρο. Παρόμοια αποτελέσματα λαμβάνουμε αντίστοιχα για άλλους πίνακες δεδομένων από το σετ 2.

Για να κάνουμε το πρόγραμμα να αναγνωρίζει τις συχνότητες που θέλουμε ακολουθήσαμε τις εξής διαδικασίες, ορίσαμε στον αλγόριθμό μας να ψάχνει τη συχνότητα με το μέγιστο μέτρο σε εύρος συχνοτήτων  $+5\%$  της BPFO, και να παίρνουμε ως features τη συχνότητα αυτή, το μέτρο της, αλλά και τα συχνοτικά features σε αυτό το διάστημα. Επίσης

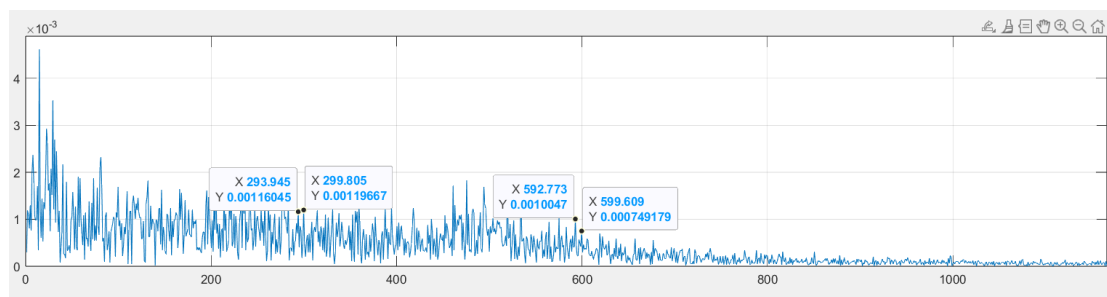
αποφασίσαμε να κάνουμε τη ίδια διαδικασία για τη 2\*BPFO αλλά σε εύρος  $\pm 10\%$  της BPFO. Το να βάλουμε επιπλέον αρμονικές μας φάνηκε μάλλον περιττό.

Όσον αφορά την BPFI, καταρχάς από την θεωρία έχουμε πως μετά τον Hilbert εάν έχουμε ζημιά στον εσωτερικό δακτύλιο θα πάρουμε φάσμα της μορφής:



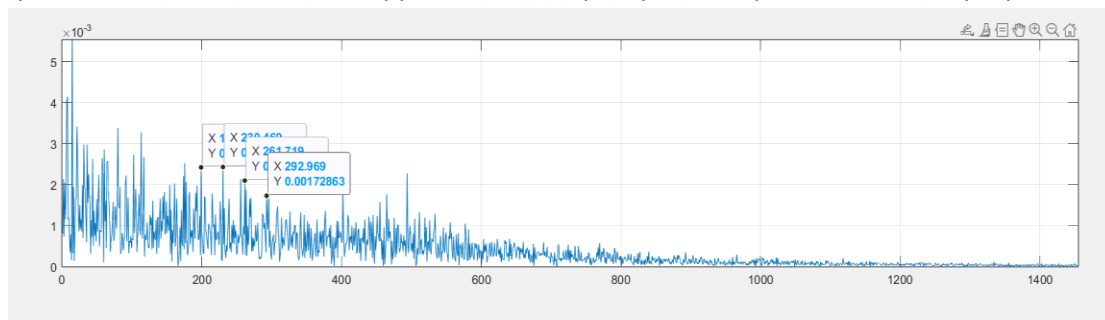
Εικόνα 12 Θεωρητικό αποδιαμορφωμένο φάσμα βλάβης εσωτερικού δακτυλίου

Ουσιαστικά πάλι θα έχουμε εμφάνιση της BPFI και των αρμονικών της, μόνο που σε αυτές θα εμφανίζεται ως πλευρική η  $U_{saft}$  καθώς επίσης πιθανόν να εμφανίζεται η ίδια και κάποιες αρμονικές της. Για να έχουμε μια εικόνα τι γίνεται στη περίπτωση μας, εφαρμόσαμε τη διαδικασία κυρτογράμματος-φίλτρου-Hilbert-Fourier για σήματα του σετ 1, ξεκινώντας με το S1\_BPFI\_1124\_2137\_C5\_F πήρα το εξής φάσμα



Εικόνα 13 Αποδιαμορφωμένο S1\_BPFI\_1124\_2137\_C5\_F

Στη περίπτωση αυτήν παρατηρούμε πως οι συχνότητες που φαίνονται είναι πιθανόν οι BPFI (με απόκλιση εντός  $\pm 5\%$ ) και αρμονικές της, χωρίς όμως να είμαστε εντελώς σίγουροι ποιες

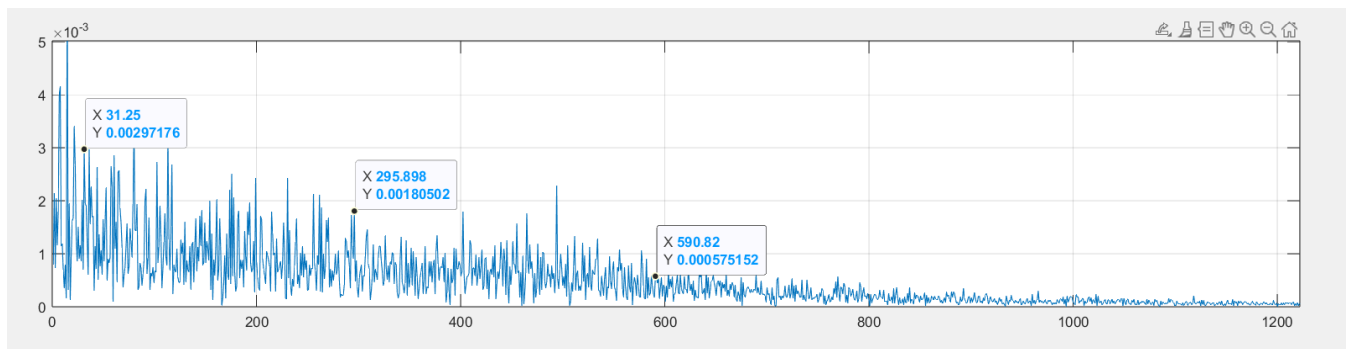


Εικόνα 14 Αποδιαμορφωμένο S1\_BPFI\_1122\_1846\_C5\_F

είναι, επίσης δε μπορούμε να πούμε με σιγουριά αν βλέπουμε ή όχι τις πλευρικές Usaft. Στη συνέχεια δοκιμάσαμε το S1\_BPFI\_1122\_1846\_C5\_F

Σε αυτό το σήμα παρατηρήσαμε πιθανόν την BPFI = 292.969 και τις 261, 230, 199 οι οποίες έχουν όλες απόσταση μεταξύ τους απόσταση Usaft = 31Hz, συνεπώς μάλλον ανακαλύψαμε τη BPFI και τις πλευρικές της.

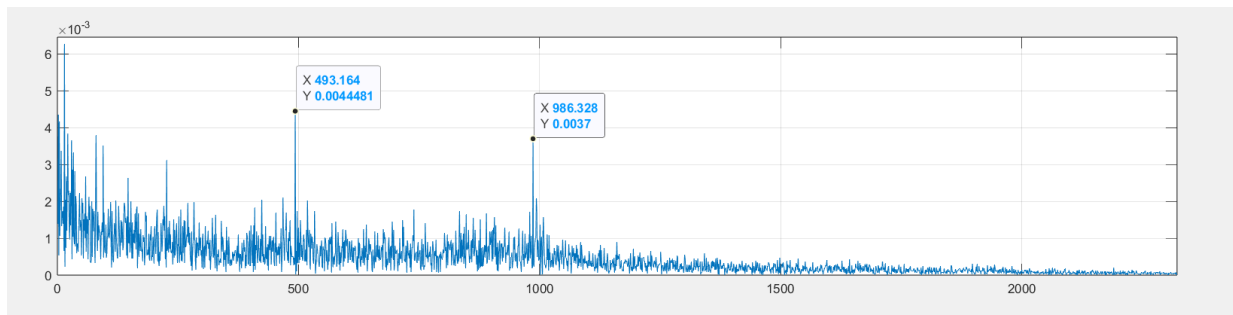
Δοκιμάζοντας το S1\_BPFI\_1122\_1846\_C5\_F πήραμε



Εικόνα 15 Αποδιαμορφωμένο S1\_BPFI\_1122\_1846\_C5\_F

Εδώ φαίνεται μάλλον η Usaft = 31Hz και η BPFI = 295 Hz, αλλά πάλι δε είναι ευδιάκριτες όπως στη περίπτωση της BPFO.

Τέλος δοκιμάσαμε το S1\_BPFI\_1023\_0704\_C5\_N για να δούμε το σήμα μιας υγιούς κατάστασης από το σετ S1



Εικόνα 16 Αποδιαμορφωμένο S1\_BPFI\_1023\_0704\_C5\_N

Σε αυτή τη περίπτωση βλέπουμε την εμφάνιση αιχμών στις 493.16Hz και 986 Hz οι οποίες όμως δε φαίνεται να είναι κοντά στις αρμονικές της BPFI.

Κοιτώντας τα παραπάνω καθώς και άλλα αποτελέσματα, μπορούμε να πούμε τα εξής. Καταρχάς η BPFI ακόμα και όταν υπάρχει βλάβη δε είναι τόσο ευδιάκριτη στο φάσμα, και μάλιστα επειδή έχει μικρό Attribute δε μπορούμε να είμαστε σίγουροι για αυτή ούτε προσπαθώντας να μελετήσουμε πλευρικές. Παρόλα αυτά στα δεδομένα με σφάλμα εσωτερικού δακτυλίου εμφανίζονται ως επί το πλείστον «πιθανές» (συνήθως η 293.9) BPFI και για αυτό αποφασίσαμε να ακολουθήσουμε στον αλγόριθμο τη ίδια διαδικασία με την BPFO, δηλαδή σε συχνότητες  $\pm 5\%$  (μας φαίνεται αρκετό) της BPFI ο αλγόριθμος θα βρίσκει μέγιστη συχνότητα και το Attribute της ως futures, και τα συχνотικά χαρακτηριστικά αυτού του διαστήματος, και το ίδιο για τη  $2 \cdot BPFI$  με  $\pm 10\%$ .



Για να βρει ο αλγόριθμος τα χαρακτηριστικά που αναφέραμε σε αυτό το κεφάλαιο, καλούμε το script `Usafthbrffut` το οποίο με τη σειρά του καλεί την `bandproc` για να περιορίσει τη συχνотική μπάντα που θέλουμε. Αφού περιοριστεί η μπάντα το `Usafthbrffut` βρίσκει τα συχνотικά χαρακτηριστικά της. Στη πορεία προσθέσαμε στον αλγόριθμό μας να βρίσκει στο αποδιαμορφωμένο φάσμα τις συχνότητες με τα 4 μεγαλύτερα `Attributes` και να τις διαιρεί με τις `BPFI` και `BPFO`, και έτσι δημιουργήσαμε 8 νέα χαρακτηριστικά.

Όσον αφορά την `Usaft`, όταν έχουμε βλάβη εσωτερικού δακτυλίου φαίνεται να εμφανίζεται αυτή και καμιά φορά και η  $2 * Usaft$ , οπότε θα βάλουμε το πρόγραμμα να κάνει με αυτές την ίδια διαδικασία με τις `BPFI` και `BPFO`, όμως με  $\pm 10\%$  (φαινόταν στο φάσμα μεγαλύτερη αβεβαιότητα). Τις πλευρικές `Usaft` της `BPFI` τις είδαμε μόνο σε μια περίπτωση φάσματος, και καθώς η αβεβαιότητα που θα συσσωρευτεί για αυτές θα είναι πολύ μεγάλη, για αυτό αποφασίσαμε να τις αγνοήσουμε, όμως σε μια βελτιωμένη έκδοση του αλγορίθμου να μπορούσαμε κάπως να τις συμπεριλάβουμε.

## Μορφολογική ανάλυση

Η βασική ιδέα της μορφολογικής επεξεργασίας σήματος είναι να τροποποιήσει το σχήμα ενός σήματος, ισοδύναμα θεωρούμενο ως σύνολο, μετασχηματίζοντάς το μέσω της αλληλεπίδρασής του με ένα άλλο 'αντικείμενο', που ονομάζεται δομικό στοιχείο.

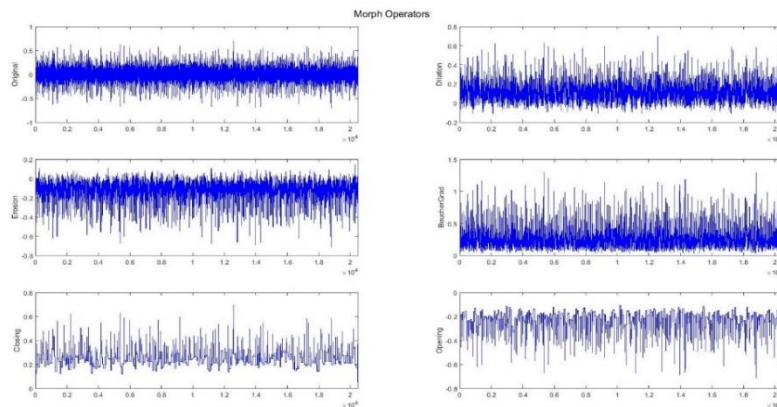
Βασικοί Μορφολογικοί Τελεστές είναι:

- Η διάβρωση (*Erosion*) όπου, περιέχει όλα τα μετατοπισμένα εικονό-στοιχεία.
- Διαστολή (*Dilation*) είναι, το σύνολο των μετατοπισμένων εικονο-στοιχείων (*translation pixels*) στα οποία η τομή του με την μετατοπισμένη αντανάκλαση (*translated reflection*) του δεν είναι ένα κενό σύνολο.
- Περιστολή (*Closing*) τείνει να αφαιρέσει μικρές τρύπες στο προσκήνιο, αλλάζοντας μικρές περιοχές του παρασκήνιου σε νέα στοιχεία προσκήνιου. Έχει την τάση να συνδέει στενούς ιστούς μεταξύ αντικειμένων
- Διεύρυνση (*Opening*) είναι η απομάκρυνση μικρών και μεμονωμένων αντικειμένων από το προσκήνιο μιας εικόνας, τοποθετώντας τα στο παρασκήνιο. Τείνει να εξομαλύνει το περίγραμμα ενός δυαδικού αντικειμένου και σπάει τις στενές περιοχές σύνδεσης σε ένα αντικείμενο.

Για την Εφαρμογή των τελεστών σε χρονοσειρές, το κατάλληλο δομικό στοιχείο είναι αυτό της γραμμής. Το μήκος του δομικού αυτού στοιχείου μπορεί να βρεθεί με βάση ένα κατάλληλο κριτήριο. Λόγω των κρουστικών φαινομένων των οποίων καλούμαστε να αναγνωρίσουμε, ένα κατάλληλο χαρακτηριστικό είναι η κύρτωση. Έτσι, για την εύρεση του κατάλληλου δομικού στοιχείου για κάθε τελεστή επιλέγεται το δομικό στοιχείο το οποίο βελτιστοποιεί την τιμή της κύρτωσης στο αποτέλεσμα του μορφολογικού τελεστή. Η διαδικασία αυτή υλοποιείται στην συνάρτηση `morph_analysis` και επιστρέφονται ως αποτέλεσμα αυτής, όλοι οι 4 βασικοί τελεστές και το `Beucher Gradient`.

Κατ'αυτόν τον τρόπο γίνεται μετασχηματισμός των δεδομένων σε πέντε νέα σύνολα δεδομένων, το καθένα με βάση τον αντίστοιχο τελεστή. Πιο συγκεκριμένα, καταλήγουμε σε πέντε επεξεργασμένα σύνολα δεδομένων, τα οποία εμπεριέχουν, για κάθε μία από τις 123 παρατηρήσεις του αρχικού συνόλου.

Μετά την μορφολογική επεξεργασία των δεδομένων, υπολογίζονται τα χρονικά χαρακτηριστικά σε κάθε επεξεργασμένο σήμα (Erosion, Dilation, Opening, Beucher Gradient). Από αυτήν την επεξεργασία εξαιρείται το αποτέλεσμα του closing τελεστή, για τον οποίον εφαρμόζεται μία διαφορετική μεθοδολογία. Κατά αυτήν, ορίζεται ένα όριο [A] με το οποίο μετασχηματίζεται το σήμα, με οτιδήποτε είναι κάτω από το όριο αυτό να παίρνει την τιμή μηδέν και οτιδήποτε είναι πάνω από το όριο αυτό να μην επηρεάζεται. Έτσι, το νέο σήμα κρατάει μόνο τις κορυφές του Closing. Το αποτέλεσμα της διαδικασίας αυτής χρησιμοποιείται για την εύρεση των χρονικών χαρακτηριστικών. Στην συνέχεια, τα αποτελέσματα των τελεστών μετασχηματίζονται μέσω του μετασχηματισμού Fourier και υπολογίζονται τα φασματικά χαρακτηριστικά των αποτελεσμάτων. Τέλος, γίνεται διαχωρισμός σε πέντε διαφορετικές μπάντες συχνοτήτων. Οι μπάντες αυτές είναι κεντραρισμένες στις τιμές των  $f_{shaft}$ , BBFO και BBFI. Σε αυτές τις μπάντες γίνεται ο υπολογισμός των φασματικών χαρακτηριστικών ως ένας προσανατολισμένος στο κάθε πρόβλημα δείκτη.



Εικόνα 17 Παράδειγμα μορφολογικής του δείγματος S2\_BPFO\_0218\_1522\_C1\_F

## Επιλογή και μείωση χαρακτηριστικών

Το πλήθος των χαρακτηριστικών όπου έχουν βρεθεί μέσω των παραπάνω διαδικασιών δεν επιτρέπει την χρήση τους με απευθείας τρόπο για σκοπούς ταξινόμησης. Για τον λόγο αυτόν γίνεται επιλογή των πιο κατάλληλων χαρακτηριστικών με την μέθοδο CDET και μείωση τους μέσω της μεθόδου PCA. Κατά την υλοποίηση του συστήματος εφαρμόζουμε 3 μεθοδολογίες. Κατά την πρώτη μεθοδολογία, γίνεται μόνο επιλογή των χαρακτηριστικών μέσω CDET και τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση. Κατά την δευτέρα μεθοδολογία, γίνεται μείωση των χαρακτηριστικών μέσω PCA και τα περιορισμένα πλέον χαρακτηριστικά χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση. Στην τρίτη και τελευταία μεθοδολογία γίνεται συνδυασμός των μεθόδων, με είσοδο στην διαδικασία PCA τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά μέσω της μεθόδου CDET. Και οι 3 μεθοδολογίες δίνουν αποτελέσματα βασισμένα στα δεδομένα εκμάθησης και δεν αφορούν τα δεδομένα ελέγχου.

Από αυτό το σημείο και έπειτα θα αναφερόμαστε στις 3 ομάδες δεδομένων ανάλογα με την λειτουργική κατάσταση της μηχανής (καλή λειτουργία, πρόβλημα στον εξωτερικό δακτύλιο, πρόβλημα στον εσωτερικό δακτύλιο). Η κάθε ομάδα αποτελείται από δείγματα ανάλογα με την καταγραφή, με κάθε δείγμα να διαθέτει μία τιμή για τα χαρακτηριστικά τα οποία έχουν προηγηθεί στην εργασία.

### Επιλογή Χαρακτηριστικών με την μέθοδο CDET

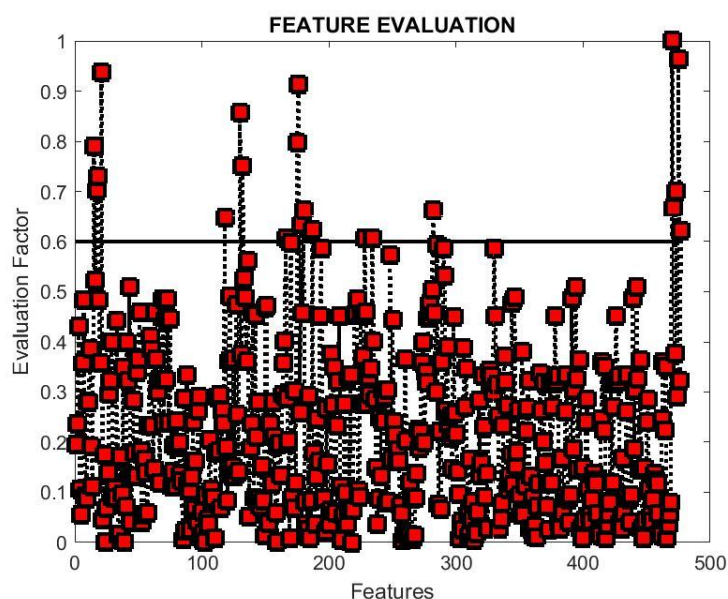
Η μέθοδος CDET βασίζεται στην απόσταση εντός κάθε ομάδα και στην απόσταση ανάμεσα σε κάθε ομάδα. Σκοπός της είναι η εύρεση των πιο αντιπροσωπευτικών χαρακτηριστικών του προβλήματος. Η διαδικασία γίνεται στα εξής βασικά βήματα:

- 1) Υπολογίζουμε την μέση απόσταση των χαρακτηριστικών εντός κάθε ομάδας.
- 2) Υπολογίζουμε την μέση τιμή της απόστασης κάθε ομάδας
- 3) Υπολογίζουμε την μέση τιμή των χαρακτηριστικών των οποίων ανήκουν σε μία ομάδα
- 4) Υπολογίζουμε την μέση απόσταση ανάμεσα σε δείγματα διαφορετικών ομάδων
- 5) Υπολογίζουμε τον παράγοντα αξιολόγησης απόσταση (Λόγος ανάμεσα στα αποτελέσματα των βημάτων 4 και 2)

Η παραπάνω διαδικασία είναι η βασική διαδικασία της μεθόδου CDET. Στην υλοποίηση όπου χρησιμοποιήθηκε γίνονται οι παρακάτω τροποποιήσεις:

- 1) Στο Βήμα 2 υπολογίζεται επιπλέον η διακύμανση της απόστασης κάθε ομάδας
- 2) Στο Βήμα 4 υπολογίζεται επιπλέον η διακύμανση της απόστασης ανάμεσα σε δείγματα διαφορετικών ομάδων
- 3) Στο Βήμα 5 με βάση τις παραπάνω διακυμάνσεις υπολογίζεται ένας συντελεστής αντιστάθμισης, ο οποίος πολλαπλασιάζεται με την τιμή του παράγοντα αξιολόγησης
- 4) Ο τελικός παράγοντα αξιολόγησης απόσταση κανονικοποιείται για όλα τα χαρακτηριστικά με βάση την μέγιστη τιμή που συναντάται

Με βάση τον κανονικοποιημένο παράγοντα αξιολόγησης απόσταση επιλέγονται ως καταλληλότερα τα χαρακτηριστικά τα οποία διαθέτουν τιμή του παράγοντα άνω από ένα ορισμένο από εμάς όριο. Στην εργασία επιλέγεται το όριο **threshold = 0.6**. Με βάση το όριο αυτό, η διαδικασία επιστρέφει **21 από τα 477 χαρακτηριστικά**. Το αποτέλεσμα της διαδικασίας εμφανίζεται στην Εικόνα 18.



Εικόνα 18 Αξιολόγηση χαρακτηριστικών μέσω CDET

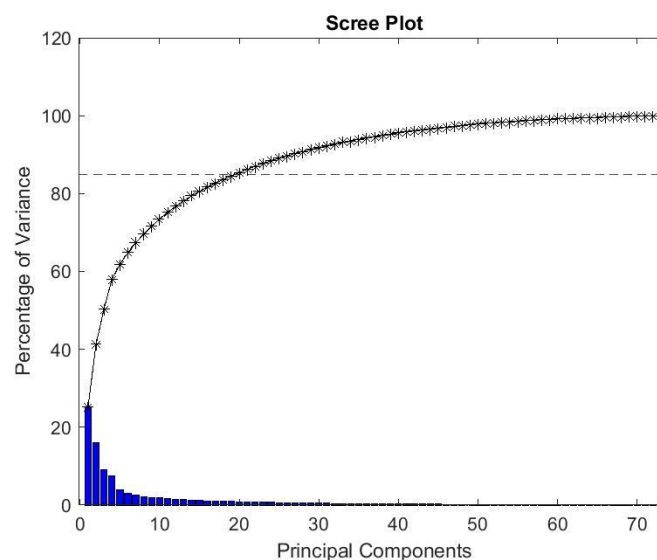
Η χρήση των αποτελεσμάτων σε νέα δεδομένα όπως τα δεδομένα ελέγχου είναι αρκετά εύκολη καθώς στα νέα δεδομένα χρειάζεται απλά ο υπολογισμός των χαρακτηριστικών των οποίων ξεχώρισαν κατά την διαδικασία

### Περιορισμός Χαρακτηριστικών με την μέθοδο PCA

Η μέθοδος PCA βασίζεται στην εύρεση των κύριων συνιστωσών και τον μετασχηματισμό του συνόλου των δεδομένων σε ένα νέο σύνολο. Στόχος της είναι η μετατροπή του συνόλου δεδομένων με υψηλή συσχέτιση σε ένα σύνολο δεδομένων ασυσχέτιστων δεδομένων. Η διαδικασία εύρεσης των κύριων συνιστωσών γίνεται μέσω του αλγόριθμου SVD. Έτσι, μετά την διαδικασία PCA γίνεται προβολή των αρχικών χαρακτηριστικών στις κύριες συνιστώσες, οι οποίες περιγράφονται από τα ιδιοδιανύσματα που προκύπτουν από τον αλγόριθμο SVD. Έτσι, προκύπτουν για κάθε παρατήρηση νέα χαρακτηριστικά (Scores).

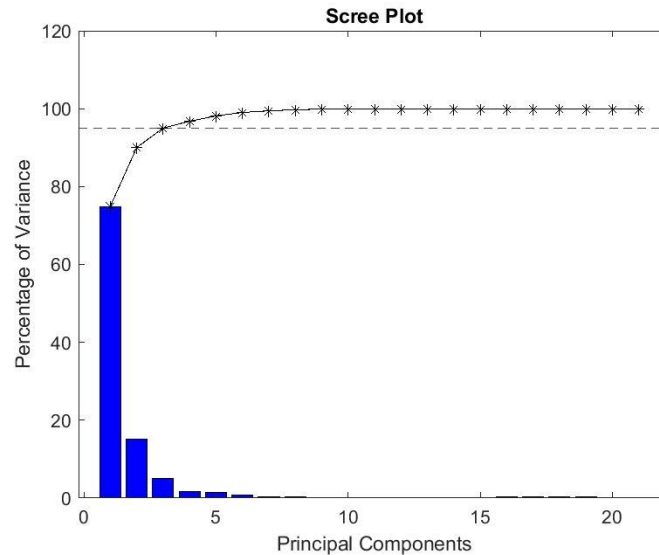
Λόγω της χρήσης των ιδιοτιμών των χαρακτηριστικών, μεγάλη επιρροή στον υπολογισμό των ιδιοτιμών και ιδιοδιανυσμάτων λαμβάνει η κλίμακα στην οποία κινείται το κάθε χαρακτηριστικό. Έτσι, πριν την διαδικασία γίνεται τυποποίηση των παρατηρήσεων με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης. Τα δεδομένα ελέγχου μετασχηματίζονται και αυτά αλλά επάνω στους άξονες που δίνονται από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Έτσι, το σύστημα δεν εκμεταλλεύεται καθόλου την γνώση που προσφέρουν τα δεδομένα ελέγχου στον μετασχηματισμό των χαρακτηριστικών σε Principal Components.

Ο περιορισμός των Χαρακτηριστικών γίνεται μέσω του ποσοστού της διακύμανσης όπου περιγράφεται από το κάθε μετασχηματισμένο χαρακτηριστικό. Έτσι, υπολογίζουμε το άθροισμα της διακύμανσης όλων των νέων χαρακτηριστικών και επιλέγουμε τα  $k$  χαρακτηριστικά των οποίων το άθροισμα ξεπερνά ένα όριο. Στην εργασία επιλέγεται το όριο **threshold = 85%**. Τα χαρακτηριστικά λόγω της μεθόδου διατάσσονται κατά φθίνουσα τιμή της διακύμανσης, το οποίο μας επιτρέπει να επιλέξουμε τα πρώτα  $k$  χαρακτηριστικά τα οποία ικανοποιούν το όριο που τέθηκε. Κατά την εφαρμογή της μεθόδου, η διαδικασία επιστρέφει **20 νέα χαρακτηριστικά**. Η διαδικασία αυτή παρουσιάζεται στο Scree Plot στην Εικόνα 19.



Εικόνα 19 Διάγραμμα Scree για το σύνολο των Δεδομένων

Για τον συνδυασμό των μεθόδων διαβιβάζονται στον αλγόριθμο PCA τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά από την μέθοδο CDET. Η διαδικασία με όμοιο τρόπο και όριο **threshold = 95%** επιστρέφει **3 νέα χαρακτηριστικά**. Η διαδικασία αυτή παρουσιάζεται στο Scree Plot στην Εικόνα 20.



Εικόνα 20 Διάγραμμα Scree για το σύνολο των επιλεγμένων Δεδομένων

Οι παραπάνω διαδικασίες υλοποιούνται στο script FeatureSelection.m, από το οποίο εξάγονται τρία διαφορετικά csv αρχεία, ένα για κάθε διαδικασία που περιγράφεται.

## Ταξινόμηση βλαβών

Η διαδικασία της ταξινόμησης χωρίζεται σε δύο τμήματα, στο τμήμα της εκπαίδευσης και στο τμήμα του ελέγχου του αλγορίθμου. Στο πρώτο τμήμα με βάση τα δεδομένα τα οποία έχουν διαχωριστεί ως δεδομένα εκμάθησης γίνεται ο προσδιορισμός των παραμέτρων του μοντέλου πρόβλεψης, ενώ στο δεύτερο τμήμα γίνεται ο έλεγχος της απόδοσης του συστήματος σε νέα δεδομένα. Η διαδικασία εκμάθησης γίνεται για κάθε μία από τις τρεις μεθόδους επιλογής και περιορισμού χαρακτηριστικών με το τελικό μοντέλο να προκύπτει στο τέλος της διαδικασίας μέσω κριτηρίου.

### Αλγόριθμος kMeans

Ο αλγόριθμος kmeans αν και αλγόριθμος ομαδοποίησης (clustering) μπορεί να χρησιμοποιηθεί με σκοπό την ταξινόμηση ως ένας αλγόριθμος semi-supervised Learning. Η διαδικασία αυτή γίνεται με την αρχικοποίηση των κέντρων του σε γνωστές κλάσεις. Για αυτό, επιλέγεται η έναρξη των τριών ομάδων από:

- 1) Από την πρώτη αρχική παρατήρηση καλής λειτουργίας
- 2) Από την τελευταία παρατήρηση που παρουσιάζεται πρόβλημα στον εσωτερικό δακτύλιο του ρουλεμάν
- 3) Από την τελευταία παρατήρηση που παρουσιάζεται πρόβλημα στον εξωτερικό δακτύλιο του ρουλεμάν

Η αρχικοποίηση αυτή έγινε με σκοπό να είναι αντιπροσωπευτικά τα δείγματα και οι τιμές των χαρακτηριστικών κάθε προβλήματος, ελπίζοντας ότι η διαδικασία θα ομαδοποιήσει τα δεδομένα σε κατάλληλες ομάδες. Όμως, ο αλγόριθμος αυτός με την συγκεκριμένη αρχικοποίηση δεν μπόρεσε να φέρει καλά αποτελέσματα ακόμη και με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης, καθώς η μέγιστη ακρίβεια στα δεδομένα εκπαίδευσης δεν ξεπερνά το 85%, κάτι που συγκριτικά με την ακόλουθη μέθοδο θεωρείται μη αποδεκτό.

Για λόγους πληρότητας έγινε η ταξινόμηση και με την χρήση της συγκεκριμένης μεθόδου στο script *ModelTraining.m*. Κατά την ταξινόμηση αυτή, ο αλγόριθμος εμφανίζει μέγιστη ακρίβεια της τάξης του 67% κατά την χρήση των δεδομένων που εξάγονται από την χρήση του PCA. Όμως, λόγω της πολύ μικρή του ικανότητας αναπαραγωγής των δεδομένων εκμάθησης δεν λαμβάνεται στην τελική επιλογή, η οποία παρουσιάζεται στην παρακάτω ενότητα.

### Αλγόριθμος SVM

Το σύστημα το οποίο θα προσπαθήσει να αναγνωρίσει την βλάβη αποτελείται από δύο συστήματα SVM. Το πρώτο σύστημα έχει ως σκοπό τον διαχωρισμό της λειτουργίας της μηχανής σε καλή και σε λειτουργία υπό σφάλμα. Στην συνέχεια, αν το πρώτο σύστημα θεωρήσει ότι η μηχανή λειτουργεί υπό βλάβη, το δεύτερο σύστημα πρέπει να διαχωρίσει το πρόβλημα ανάμεσα σε πρόβλημα εσωτερικού και σε πρόβλημα εξωτερικού δακτυλίου του ρουλεμάν.

### Διαδικασία Εκπαίδευσης

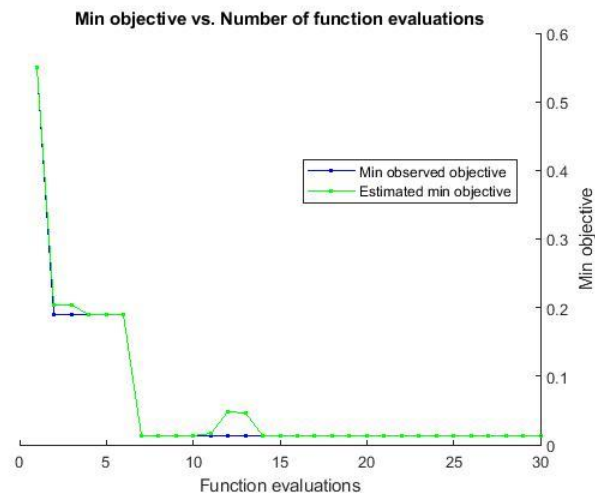
Τα αποτελέσματα των μεθόδων επιλογής και περιορισμού χαρακτηριστικών χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και των δύο SVM τα οποία ταξινομούν καλή και εσφαλμένη κατάσταση μηχανής ενώ στην περίπτωση εσφαλμένης κατάστασης ταξινομούν το πρόβλημα σε πρόβλημα εξωτερικού ή εσωτερικού δακτυλίου. Λόγω της επιρροής των παραμέτρων των μηχανών SVM στην ταξινόμηση, γίνεται χρήση μεθόδων βελτιστοποίησης για την εύρεση των βέλτιστων παραμέτρων του κάθε SVM που εκπαιδεύεται. Οι παράμετροι προς εύρεση μέσω βελτιστοποίησης είναι:

- 1) Παράμετρος Box Constraint (αριθμητική τιμή)
- 2) Συνάρτηση Kernel (Γκαουσιανή, Πολυωνυμική, Γραμμική)
- 3) Παράμετρος Κλίμακας της συνάρτησης Kernel (αριθμητική τιμή)
- 4) Τάξη πολυωνύμου (για Πολυωνυμική συνάρτηση Kernel )
- 5) Τυποποίηση ή όχι των δεδομένων

Κατά την εκπαίδευση του κάθε SVM γίνεται η χρήση είτε της μεθόδου βελτιστοποίησης *Bayesian Optimization* είτε η χρήση *Grid Search*. Η βελτιστοποίηση γίνεται με κριτήριο την μέθοδο k-Fold Cross Validation. Πιο συγκεκριμένα, το κόστος προς ελαχιστοποίηση μέσω ενός από τους δύο αλγόριθμους βελτιστοποίησης που επιλέχθηκαν προσδιορίζεται μέσω Cross Validation για διαχωρισμό του συνόλου εκπαίδευσης σε k=5 μέρη. Έτσι, οι παράμετροι οι οποίοι θα προσδιοριστούν δεν υπόκεινται στο πρόβλημα της υπερεκπαίδευσης αλλά διαθέτουν καλές ιδιότητες γενίκευσης. Η διαδικασία της βελτιστοποίησης του μοντέλου με δεδομένα από την μέθοδο *CDET* και το *Bayesian*

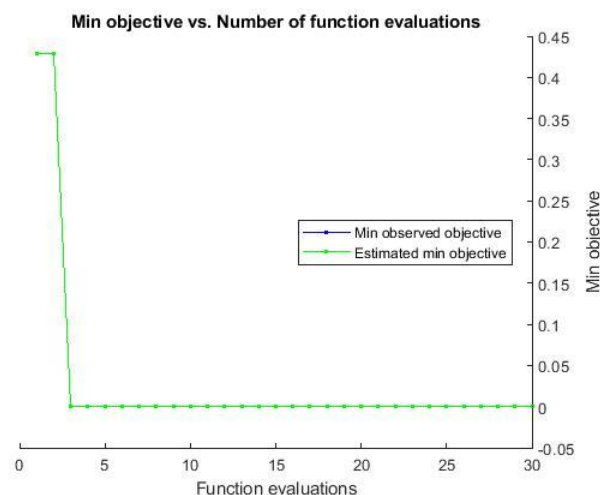


Optimization εμφανίζεται στα γραφήματα # και #. Στο πρώτο, βλέπουμε την διαδικασία ελαχιστοποίησης του κόστους για το πρώτο SVM του συνολικού συστήματος ενώ αντίστοιχα στο δεύτερο βλέπουμε την διαδικασία ελαχιστοποίησης του κόστους για το δεύτερο SVM του συνολικού συστήματος.



Εικόνα 21 Βελτιστοποίηση πρώτου σταδίου ταξινόμησης

Σε αυτό το σημείο αξίζει να σχολιαστεί ότι η μέθοδος βελτιστοποίησης αποτελεί μία στοχαστική διαδικασία κατά Bayesian Optimization, το οποίο καταλήγει να επιστρέφει διαφορετικά μοντέλα και ακρίβειες σε κάθε εκτέλεση. Επιπλέον, κατά την διαδικασία Grid Search παρατηρήθηκε το ίδιο φαινόμενο. Στην περίπτωση του Grid Search όμως η διαφοροποίηση γίνεται κατά την επιλογή των βέλτιστων παραμέτρων όταν αρκετές από αυτές παρουσιάσουν το ίδιο Loss. Έτσι, το συνολικό σύστημα μπορεί να παρουσιάσει διαφορετικές αποδόσεις και παραμέτρους σε κάθε εκτέλεση. Όμως, αυτές οι αποδόσεις είναι πάντα μεγαλύτερες από αυτές που παρουσιάζει το σύστημα όταν η βελτιστοποίηση δεν χρησιμοποιείται.



Εικόνα 22 Βελτιστοποίηση δεύτερου σταδίου ταξινόμησης



Λόγω των τριών διαφορετικών συνόλων παραμέτρων τα οποίο προέκυψαν από το στάδιο επιλογής και περιορισμού χαρακτηριστικών και των δύο μεθόδων βελτιστοποίησης εκπαιδεύονται 6 συνολικά συστήματα (12 συνολικά SVM μοντέλα, με κάθε σύστημα να συμπεριλαμβάνει 2 από αυτά). Από τα μοντέλα αυτά, για την επιλογή του τελικού μοντέλου χρησιμοποιείται η συνάρτηση *kfoldLoss*. Μέσω αυτής, γίνεται για άλλη μία φορά εφαρμογή της μεθόδου Cross Validation για να λάβουμε μία μετρική σφάλματος γενίκευσης του κάθε SVM. Στην συνέχεια βρίσκουμε την συνολική μετρική αυτή με την άθροιση των μετρικών των δύο SVM για κάθε συνολικό σύστημα. Έτσι, λαμβάνουμε μία μετρική για κάθε ένα από τα 6 συνολικά συστήματα. Ως τελικό σύστημα επιλέγουμε το σύστημα αυτό με την ελάχιστη μετρική σφάλματος. Το σύστημα αυτό μπορεί να μπει πλέον στο στάδιο του ελέγχου σε άγνωστα δείγματα. Αν παραπάνω από ένα συστήματα εμφανίζουν την ελάχιστη αυτή μετρική, επιλέγουμε να πάμε όλα τα βέλτιστα συστήματα στο στάδιο του τελικού ελέγχου.

Με βάση την παραπάνω διαδικασία, το βέλτιστο μοντέλο βρέθηκε για την εκπαίδευση στα χαρακτηριστικά τα οποία προέρχονται από την μέθοδο CDET και οι βέλτιστες παράμετροι για τα δύο SVM που το αποτελούν εμφανίζονται στον Πίνακα 1.

	Παράμετρος BoxConstrain	Παράμετρος KernelScale	Συνάρτηση Kernel	Βαθμός Πολυωνύμου	Τυποποίηση
SVM 1	0.001	1000	Γκαουσιανή	-	NAI
SVM 2	1	-	Πολυωνυμική	2	OXI

Πίνακας 1 Παράμετροι Βέλτιστου μοντέλου

### Διαδικασία Ελέγχου

Στην διαδικασία ελέγχου δίνουμε ως είσοδο στον αλγόριθμο μας νέες εισόδους οι οποίες δεν έχουν χρησιμοποιηθεί κατά την εκπαίδευση ώστε να εξετάσουμε τη τελική απόδοση του αλγορίθμου. Για την εφαρμογή του αλγορίθμου όμως πρέπει να γίνει μία προεπεξεργασία των δεδομένων ανάλογα με την μέθοδο η οποία χρησιμοποιήθηκε για την επιλογή ή τον περιορισμό των δεδομένων. Έτσι, ανάλογα με το αν τα δεδομένα προέρχονται από την μέθοδο CDET ή την μέθοδο PCA είναι απαραίτητη μία επιπλέον επεξεργασία των χαρακτηριστικών πριν την ταξινόμηση.

- 1) Στην περίπτωση εφαρμογής της μεθόδου CDET, για τα νέα δείγματα πρέπει απλά να υπολογιστούν τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά.
- 2) Στην περίπτωση εφαρμογής της μεθόδου PCA, για τα νέα δείγματα πρέπει:
  - a) Να υπολογιστούν όλα τα χαρακτηριστικά τα οποία έχουν χρησιμοποιηθεί κατά την εύρεση των κυρίων συνιστωσών
  - b) Να αφαιρεθεί από κάθε χαρακτηριστικό η μέση τιμή του συνόλου εκπαίδευσης και το αποτέλεσμα να διαιρεθεί με την διακύμανση του συνόλου εκπαίδευσης (τυποποίηση με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης)
  - c) Να πολλαπλασιαστεί το αποτέλεσμα με τα πρώτα k ιδιοδιανύσματα τα οποία έχουν βρεθεί κατά την μείωση των χαρακτηριστικών.

- 3) Στη περίπτωση εφαρμογής του συνδυασμού των μεθόδων πρέπει πρώτα να γίνει η εύρεση των επιλεγμένων χαρακτηριστικών από την μέθοδο CDET και στην συνέχεια να γίνει η διαδικασία της μεθόδου PCA για τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά.

Για να εξετάσουμε την απόδοση του αλγορίθμου επιλέγεται η μετρική Accuracy. Για λόγους παρουσίασης των αποτελεσμάτων, ακόμη και αν έχει επιλεγεί το βέλτιστο σύστημα κατά την εκπαίδευση στον πίνακα 2 παρουσιάζεται η απόδοση όλων των συστημάτων κατά τον έλεγχο.

Σύστημα	Συνολική Ακρίβεια (Accuracy)
Σύστημα 1 (CDET + Bayesian Opt)	93.9%
Σύστημα 2 (CDET + Grid Search)	95.9%
Σύστημα 3 (PCA + Bayesian Opt)	87.8%
Σύστημα 4 (PCA + Grid Search)	85.7%
Σύστημα 5 (CDET +PCA + Bayesian Opt)	89. 8%
Σύστημα 6 (CDET +PCA + Grid Search)	89. 8%

Πίνακας 2 Απόδοση Συστημάτων κατά την Διαδικασία ελέγχου

Άξιο παρουσίασης είναι τα αποτελέσματα του βέλτιστου συστήματος σε κάθε δείγμα εκπαίδευσης. Τα αποτελέσματα αυτά παραθέτονται μαζί με τα πραγματικά αποτελέσματα στον πίνακα 3.

Δείγμα	Πρόβλεψη	Πραγματικότητα
1 έως 10	Καλή Λειτουργία	Καλή Λειτουργία
11 έως 12	Καλή Λειτουργία	Βλάβη Εσ. Δακτύλιος
13 έως 24	Βλάβη Εσ. Δακτύλιος	Βλάβη Εσ. Δακτύλιος
25 έως 39	Καλή Λειτουργία	Καλή Λειτουργία
40 έως 49	Βλάβη Εξ. Δακτύλιος	Βλάβη Εξ. Δακτύλιος

Πίνακας 3 Προβλέψεις Βέλτιστου Μοντέλου και Πραγματικές Καταστάσεις

Η διαδικασία εκπαίδευσης και ελέγχου υλοποιείται στον script ModelTraining.m. Το αποτέλεσμα αυτού δίνεται σε χωριστό αρχείο txt το οποίο εμφανίζει την απόδοση του συστήματος που περιγράφεται παραπάνω. Σε περίπτωση εκτέλεσης του κώδικα τα αποτελέσματα μπορεί να διαφέρουν (διαφορά τάξης 2% στην ακρίβεια)

Συνολικά, με βάση την μελέτη των συστημάτων πρόβλεψης μπορεί κανείς να συμπεράνει ότι:

1. Η επιτυχία της μεθόδου PCA αν και δεν είναι η βέλτιστη βασίζεται ιδιαίτερα στην διαδικασία βελτιστοποίησης καθώς εμφανίζεται πολύ μεγάλη αλλαγή του αποτελέσματος ελέγχου στην περίπτωση χρήσης και μη της βελτιστοποίησης των παραμέτρων
2. Το μεγάλο πλήθος των χαρακτηριστικών οποιασδήποτε μεθόδου επιδρά αρνητικά στην ιδιότητα γενίκευσης του συστήματος

3. Όσο αυξάνεται το πλήθος των δεδομένων της μεθόδου CDET τόσο αυξάνεται η ανάγκη του συνδυασμού του αποτελέσματος με PCA για την μείωση των χαρακτηριστικών
4. Η μέθοδος SVM υπερτερεί της μεθόδου kMeans, ειδικά μετά την χρήση των βέλτιστων παραμέτρων που επιστρέφει ο Optimizer
5. Το πλήθος των παρατηρήσεων παίζει σημαντικό ρόλο στην ικανότητα γενίκευσης του συστήματος. Αυτό το φαινόμενο μπορεί να παρατηρηθεί από την απόδοση του αλγορίθμου κατά την διαδικασία του validation και κατά την διαδικασία του ελέγχου. Όσο αυξάνεται το ποσό των παρατηρήσεων τόσο πιο καλή ικανότητα γενίκευσης θα επιτύχει το σύστημα.
6. Τα σφάλματα του συστήματος αφορούν παρατηρήσεις στις οποίες το πρόβλημα έχει μόλις εμφανιστεί και είναι δύσκολα αντιληπτό. Αυτή η παρατήρηση βασίζεται στα βέλτιστα αποτελέσματα που παρουσιάζονται παραπάνω και θεωρείται αναμενόμενη

## 4. Συμπεράσματα

Συνοψίζοντας, η διαδικασία η οποία ακολουθήθηκε αποτελούταν από τα βήματα:

1. Εφαρμογή χρονικών παραθύρων και αποθορυβοποίησης
2. Εξαγωγή χαρακτηριστικών στο πεδίο του χρόνου και της συχνότητας
3. Εφαρμογή Κυρτογράμματος, φίλτρου και μετασχηματισμού Hilbert και εξαγωγή χαρακτηριστικών στο πεδίο του χρόνου και της συχνότητας σε κάθε βήμα
4. Εφαρμογή κυματιδιακού μετασχηματισμού με βάση κριτήριο ενέργειας και κύρτωσης και εξαγωγή χαρακτηριστικών στο πεδίο του χρόνου και της συχνότητας
5. Εφαρμογή μορφολογικής ανάλυσης με βάση κριτήριο κύρτωσης και εξαγωγή χαρακτηριστικών στο πεδίο του χρόνου και της συχνότητας
6. Επιλογή και περιορισμό χαρακτηριστικών με τις μεθόδους CDET και PCA
7. Εκπαίδευση μοντέλων για την ταξινόμηση των δύο βλαβών και της κανονικής λειτουργίας

Για την αναπαραγωγή των αποτελεσμάτων με βάση τον δοσμένο κώδικα χρειάζεται η διαδοχική εκτέλεση των script *FeatureExtraction.m*, *FeatureSelection.m*, *ModelTraining.m*. Κάθε αρχείο παράγει ή ενημερώνει ένα csv αρχείο το οποίο περιέχει τα αποτελέσματα της επεξεργασίας ή επιλογής χαρακτηριστικών. Με βάση το εξαγόμενο csv αρχείο το επόμενο script εκτελεί την διαδικασία του και επιστρέφει τα αποτελέσματα του. Εξάιρεση αποτελεί το *ModelTraining.m*, στο οποίο τα αποτελέσματα εμφανίζονται στην Command Line του λογισμικού *Matlab*. Για να είναι εύκολο στον αναγνώστη να δει την μορφή και τα αποτελέσματα έχει γίνει η αντιγραφή αυτών σε ένα αρχείο txt με τίτλο Training Results. Τέλος, επιπλέον δίνεται ένα script με όνομα *SignalPlotting.m*, το οποίο επιστρέφει γραφήματα από όλα τα δείγματα στον χρόνο και την συχνότητα καθώς και γραφήματα για κάθε χαρακτηριστικό που έχει παραχθεί από το *FeatureExtraction.m*. Τα γραφήματα αυτά καθώς και άλλα γραφήματα από τα βήματα επιλογής/περιορισμού χαρακτηριστικών και βελτιστοποίησης παρέχονται στον φάκελο Plots.

Η παραπάνω διαδικασία και η τριβή με τις μεθόδους βοήθησε στην κατανόηση και την αντίληψη της επίδρασης κάθε βήματος και μεθόδου στο τελικό αποτέλεσμα. Αρχικά, σημαντικό στάδιο αποδείχτηκε η χειροκίνητη επεξεργασία και παρακολούθηση των φασμάτων για την εύρεση των πραγματικών συχνοτήτων BPFO, BPFI καθώς μας επιτρέπει την εύρεση κατάλληλων χαρακτηριστικών που αφορούν τις συχνότητες αυτές. Ένα δεύτερο συμπέρασμα είναι ότι κάθε μέθοδος επεξεργασίας βοηθά στην ανάδειξη διαφορετικών περιοχών και χαρακτηριστικών του μετρούμενου σήματος το οποίο σε συνδυασμό με την γνώση στο φαινόμενο επιτρέπει την κατάλληλη επιλογή επεξεργασίας. Ακόμη, το πλήθος των χαρακτηριστικών τόσο στο στάδιο της επιλογής των καταλληλότερων όσο και στο στάδιο εκπαίδευσης οδηγεί το τελικό αποτέλεσμα βοηθώντας ή μπερδεύοντας τον αλγόριθμο ταξινόμησης. Για τον λόγο αυτόν, η εξαγωγή των χαρακτηριστικών θέλει προσοχή και ενσωμάτωση γνώσης του φυσικού φαινομένου, κάτι που δεν έγινε στην περίπτωση της εργασίας λόγω της χρήσης μίας δομημένης μεθοδολογίας εξαγωγής χαρακτηριστικών. Τέλος, η χρήση του κατάλληλου αλγόριθμου ταξινόμησης και η εύρεση των βέλτιστων παραμέτρων αυτού αποτελεί ένα στάδιο ιδιαίτερης σημασίας καθώς μπορεί να περιορίσει ή να αυξήσει την ακρίβεια των προβλέψεων μας.