

STUDI PENGGUNAAN FITUR DOMAIN WAKTU GUNA MEMANTAU TREND DEGRADASI *ROLLING ELEMENT BEARING*

*Achmad Rozan Mazaya¹, Achmad Widodo², Ismoyo Haryanto²

¹Mahasiswa Jurusan Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro

²Dosen Jurusan Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro

Jl. Prof. Sudharto, SH., Tembalang-Semarang 50275, Telp. +62247460059

E-mail: achmadrozanmazaya@students.undip.ac.id

Abstrak

Energi terbarukan semakin meningkat, dengan tenaga angin menjadi salah satu sumber energi yang paling berkembang. Turbin angin terdiri dari berbagai komponen penting, salah satunya adalah bantalan pada poros kecepatan tinggi. Kegagalan bantalan dapat menyebabkan *downtime* signifikan dan biaya perawatan yang tinggi. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis trend degradasi bantalan turbin angin menggunakan data getaran dan ekstraksi fitur domain waktu. Setelah ekstraksi fitur kemudian dilakukan *post processing* pada data. Fitur-fitur tersebut kemudian diranking berdasarkan dua metrik utama yaitu *monotonicity* dan *trendability*. *Monotonicity* mengukur konsistensi perubahan fitur sepanjang waktu, sementara *trendability* mengukur frekuensi perubahan arah tren dalam data. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metrik *monotonicity* dan *trendability* efektif dalam mengidentifikasi fitur-fitur yang paling indikatif untuk menunjukkan trend degradasi bantalan. Analisis ini memberikan wawasan berharga tentang pola degradasi dan kondisi kesehatan bantalan pada turbin angin. Implementasi metode ini dalam pengelolaan kesehatan mesin dapat meningkatkan keandalan dan mengurangi biaya operasional dalam industri energi terbarukan.

Kata kunci: bantalan; ekstraksi fitur; turbin angin

Abstract

Renewable energy is on the rise, with wind power becoming one of the fastest-growing energy sources. Wind turbines consist of various critical components, one of which is the bearing on the high-speed shaft. Bearing failure can lead to significant downtime and high maintenance costs. This study aims to analyze the degradation trend of wind turbine bearings using vibration data and time-domain feature extraction. After feature extraction, post-processing is performed on the data. These features are then ranked based on two main metrics: monotonicity and trendability. Monotonicity measures the consistency of feature changes over time, while trendability measures the frequency of trend direction changes in the data. The results show that the metrics of monotonicity and trendability are effective in identifying the most indicative features for demonstrating bearing degradation trends. This analysis provides valuable insights into degradation patterns and the health condition of wind turbine bearings. Implementing this method in machine health management can enhance reliability and reduce operational costs in the renewable energy industry.

Keywords: bearing; feature extraction; wind turbine

1. Pendahuluan

Energi merupakan salah satu kebutuhan pokok manusia, termasuk energi listrik. Saat ini, sumber energi utama adalah bahan bakar fosil seperti gas alam, batu bara, dan minyak bumi. Namun, jumlahnya terbatas karena proses pembentukannya memakan waktu sangat lama. Dengan bertambahnya jumlah penduduk, kebutuhan akan energi listrik juga meningkat, yang tercermin dari naiknya harga minyak dunia [1].

Dengan tuntutan global untuk bertransisi menuju sumber energi yang lebih berkelanjutan, kebutuhan akan energi terbarukan semakin meningkat, termasuk potensi pemanfaatan energi angin. Indonesia, sebagai negara dengan populasi besar dan pertumbuhan ekonomi pesat, menghadapi tantangan pemenuhan kebutuhan energi yang terus tumbuh. Energi angin menjadi salah satu solusi menjanjikan untuk diversifikasi sumber energi dan pengurangan emisi gas rumah kaca yang berkontribusi terhadap perubahan iklim. Meskipun memiliki peran penting dalam produksi energi bersih, turbin angin sering mengalami kegagalan sebelum mencapai umur desain 20 tahun [2], terutama pada roda gigi dan bantalan. *Gearbox* turbin angin, yang mengatur kecepatan antara *rotor* dan *generator*, mengalami kegagalan bantalan sekitar 64% dari semua kegagalan, menjadikannya fokus utama untuk perawatan dan pemantauan kondisi.[3]

Analisis getaran adalah teknologi pemantauan kondisi yang paling umum digunakan untuk mendiagnosa kerusakan pada bantalan. Metode analisis getaran yang digunakan untuk mendiagnosa kesalahan bantalan dapat diklasifikasikan

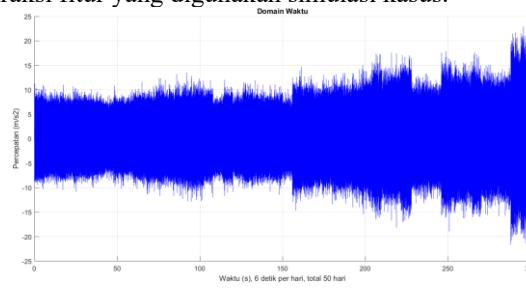
ke dalam *time domain*, *frequency domain*, dan *time-frequency based approaches* [4]. Pada penelitian kali ini digunakan analisis domain waktu. Ekstraksi fitur domain waktu dari sinyal getaran memungkinkan identifikasi pola khusus yang terkait dengan degradasi *bearing*. Dengan memantau tren degradasi menggunakan fitur-fitur ini, operator dapat mengambil tindakan preventif atau proaktif untuk merawat atau mengganti *bearing* yang mengalami degradasi sebelum mencapai kegagalan kritis, meningkatkan keandalan dan efisiensi operasional dalam industri energi terbarukan. Salah satu tujuan dari tugas akhir ini adalah menganalisis hasil dari fitur domain waktu sinyal getaran yang dihasilkan dari bearing turbin angin dan mengidentifikasi tren degradasi yang terjadi pada *bearing* turbin angin.

2. Bahan dan Metode Penelitian

2.1 Pengumpulan Data Getaran Bantalan Turbin Angin

Data dikumpulkan dari bantalan poros berkecepatan tinggi yang dipasang di dalam turbin angin 2 MW. Pengukuran getaran dilakukan selama 50 hari berturut-turut menggunakan akselerometer berbasis MEMS yang dipasang secara radial pada cincin penyangga bantalan. Data dikumpulkan pada interval 10 menit dan kecepatan bantalan 1800 rpm. Sebanyak 50 set data dicatat untuk dianalisis. Data getaran diambil sampelnya pada *sampling rate* 97.656 Hz selama 6 detik [5].

Gambar 1. dibawah merupakan data percepatan getaran terhadap waktu. Domain waktu merupakan representasi dari sinyal getaran sebagai fungsi waktu. Plot domain waktu digunakan untuk memberikan gambaran visual dari sinyal atau data yang diamati sepanjang waktu. Plot ini dapat memberikan wawasan tentang karakteristik dasar sinyal dan membantu dalam pemahaman ekstraksi fitur yang digunakan simulasi kasus.



Gambar 1. Domain Waktu Sinyal Getaran

2.2 Fitur Statistik Domain Waktu Sinyal Getaran

Sinyal getaran yang umumnya diambil berasal dari berbagai sumber dalam mesin berputar yang memiliki perilaku acak. Karena sifat keacakan ini, sinyal getaran tersebut tidak bisa dijelaskan secara langsung melalui rumus matematika, sehingga hanya dapat dianalisis dengan menggunakan teknik statistik berkaitan dengan waktu [6]. Analisis domain waktu adalah pendekatan sederhana yang sebagian besar terdiri dari perhitungan fitur statistik tradisional [7]. Terdapat berbagai jenis fungsi statistik yang sering digunakan untuk mengekstrak ciri-ciri dari sinyal getaran dalam domain waktu berdasarkan amplitudo sinyal. Pada perhitungan statistik secara langsung pada data getaran bantalan turbin angin digunakan 11 perhitungan statistik yang terangkum dalam Tabel 1.

Tabel 1. Fitur dan Rumus Perhitungan dari Fitur Statistik Domain Waktu

Fitur	Rumus Perhitungan
Mean	$Mean = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$
Root Mean Square (RMS)	$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$
Standar Deviasi	$Std = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - m)^2}{(N - 1)\sigma^2}}$
Variance	$Var = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - m)^2}{(N - 1)\sigma^2}$
Skewness	$SK = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - m)^3}{(N - 1)\sigma^3}$
Kurtosis	$Ku = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - m)^4}{(N - 1)\sigma^4}$

Shape Factor

$$SF = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i}$$

Crest Factor

$$CF = \frac{\max |x_i|}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}}$$

Energy

$$ene = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2$$

Impulse Factor

$$IF = \frac{\max |x_i|}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|}}$$

Margin Factor

$$MF = \frac{\max |x_i|}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{|x_i|} \right)^2}$$

2.3 Hjorts Parameter

Hjorth Parameters merupakan metode ekstraksi fitur yang dapat menggambarkan karakteristik statistik dari suatu sinyal. *Hjorth Parameters* terdiri dari tiga jenis parameter dalam domain waktu, yaitu *Activity*, *Mobility*, dan *Complexity*. Parameter *Activity* mewakili variasi dari fungsi waktu yang mencerminkan bentuk spektrum sinyal. *Mobility* diukur sebagai akar kuadrat dari rasio varians dari turunan pertama sinyal, dan parameter ini mencerminkan proporsi standar deviasi dari spektrum daya. Sementara itu, parameter *complexity* memberikan indikasi sejauh mana bentuk sinyal menyerupai gelombang sinus murni. Ketika nilai *complexity* mendekati 1, hal tersebut menandakan bahwa bentuk sinyal menjadi semakin mirip dengan gelombang sinus murni [8]. Untuk rumus perhitungan dari hjorts parameter bisa dilihat pada Tabel 2. dibawah

Tabel 2. Rumus Perhitungan *Hjorts Parameter*

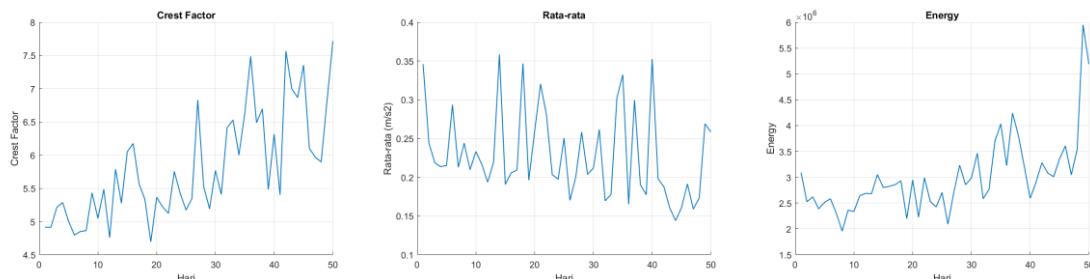
<i>Hjorts Parameter</i>	Rumus Perhitungan
<i>Activity</i>	$Activity = \sigma_x^2$
<i>Mobility</i>	$Mobility = \frac{\sigma_x'}{\sigma_x}$
<i>Complexity</i>	$Complexity = \frac{\sigma_x''}{\frac{\sigma_x'}{\sigma_x}}$

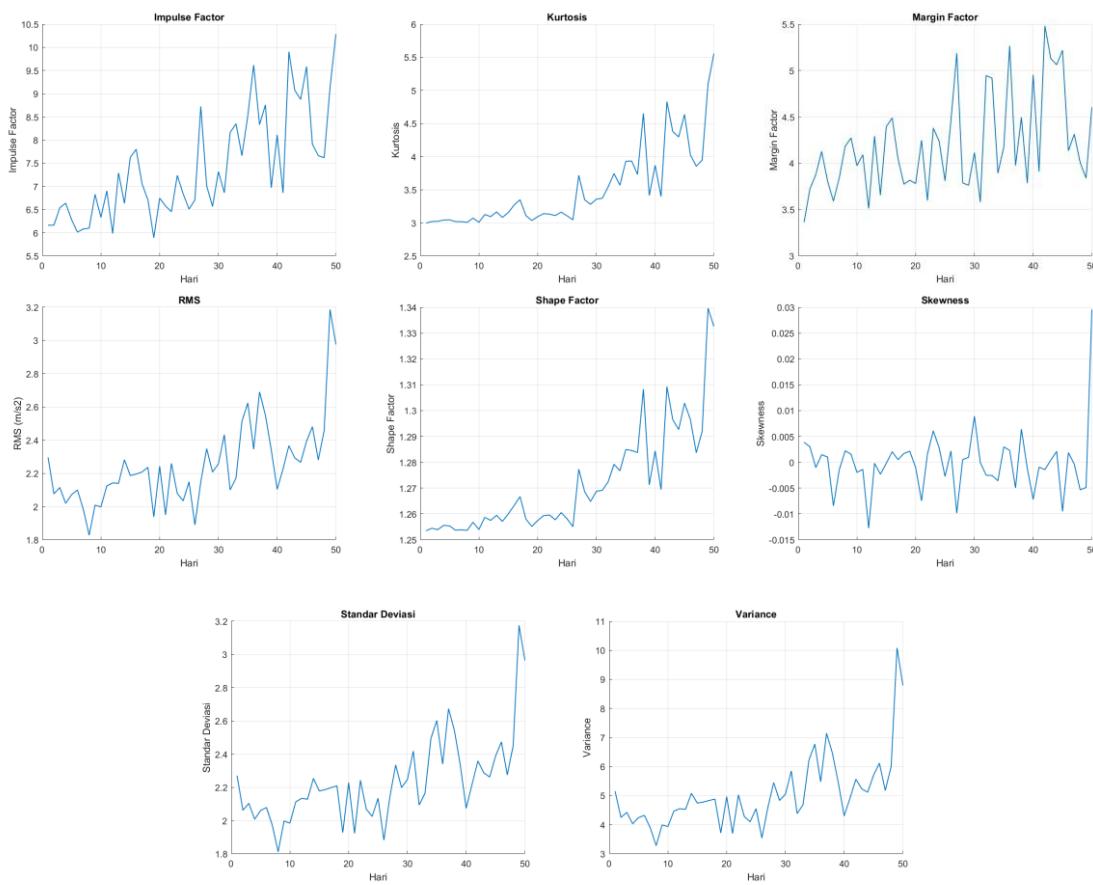
Parameter Hjorth pertama yaitu activity dapat dihitung dengan hanya menghitung varians amplitudo sinyal getaran σ_x^2 , di mana σ_x adalah deviasi standar dari sinyal getaran. Parameter 'mobilitas' sinyal getaran dihitung sebagai akar kuadrat dari rasio aktivitas turunan pertama dari activity sinyal getaran. Parameter Complexity dapat dihitung sebagai rasio mobility turunan pertama dan mobility sinyal getaran [9].

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil Ekstraksi Data Getaran

Setelah dilakukan perhitungan menggunakan *software* matlab kita bisa dapatkan hasilnya. Didapatkan plot dari sinyal getaran yang diekstraksi terhadap waktu selama 50 hari dengan pengambilan sinyal getaran selama 6 detik per hari. Total terdapat 11 fitur statistik domain waktu yang di plot terhadap waktu. Plot fitur statistik dapat dilihat pada Gambar 3. dibawah



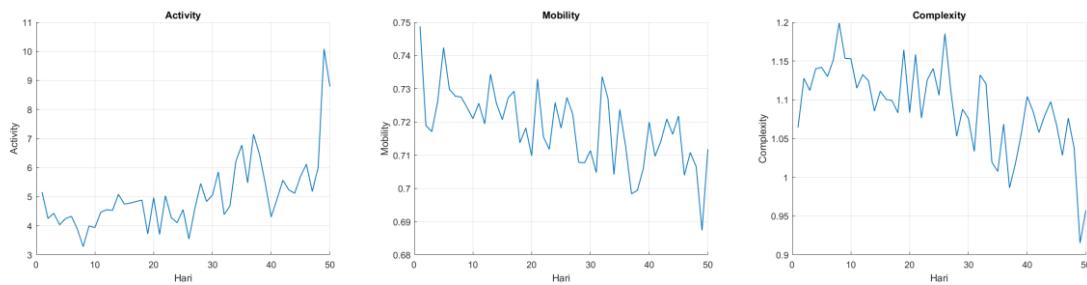


Gambar 3. Plot Fitur Statistik Terhadap Waktu

Plot grafik dari 11 fitur statistik domain waktu pada data getaran bearing turbin angin menunjukkan tren dan fluktuasi yang signifikan selama periode 50 hari, dimulai dari hari ke-1 hingga hari ke-50. Beberapa fitur, seperti *Crest Factor*, *Impulse Factor*, *Kurtosis*, dan *Shape Factor*, menunjukkan peningkatan yang konsisten. Misalnya, *Crest Factor* dan *Impulse Factor* mulai mengalami peningkatan yang nyata setelah hari ke-20 dan terus meningkat hingga mencapai puncaknya sekitar hari ke-50. Hal ini mungkin mengindikasikan peningkatan keausan atau kerusakan pada bearing.

Mean, *RMS*, dan *Standar Deviasi* juga menunjukkan peningkatan yang relatif stabil sepanjang periode. Peningkatan dalam nilai rata-rata dan *RMS* menunjukkan peningkatan keseluruhan dalam amplitudo getaran, sementara *Standar Deviasi* yang meningkat menunjukkan variasi yang semakin besar dalam data getaran. Nilai *RMS* dan *Standar Deviasi* mulai meningkat secara signifikan setelah hari ke-20, mencapai puncaknya mendekati hari ke-50.

Secara keseluruhan, analisis plot ini menunjukkan bahwa ada tanda-tanda peningkatan kerusakan atau keausan pada bearing turbin angin, terutama setelah hari ke-20. Lonjakan yang konsisten dan peningkatan nilai dalam beberapa fitur utama menunjukkan tren yang dapat menjadi indikator awal kerusakan pada bearing. Oleh karena itu, langkah-langkah pemeliharaan prediktif mungkin diperlukan untuk mencegah kerusakan lebih lanjut dan menjaga keandalan operasi turbin.



Gambar 4. Nilai hjorth parameter

Sedangkan untuk hjorts parameter, seperti yang dapat dilihat pada Gambar 4. diatas, plot *activity* menunjukkan peningkatan bertahap dari hari pertama hingga sekitar hari ke-45, dengan peningkatan yang lebih tajam mendekati hari

ke-50. Peningkatan ini mengindikasikan bahwa amplitudo sinyal getaran semakin tinggi, yang dapat menjadi tanda adanya peningkatan keausan atau kerusakan pada bearing. *Mobility* relatif stabil dengan fluktuasi kecil dari hari ke-1 hingga hari ke-50, tetapi ada penurunan yang signifikan setelah hari ke-40. Untuk plot *Complexity* menunjukkan pola yang lebih berfluktuasi dengan nilai tinggi pada awal periode dan cenderung menurun setelah hari ke-20 hingga mencapai titik terendah mendekati hari ke-50. Penurunan dalam kompleksitas mengindikasikan bahwa sinyal getaran menjadi lebih teratur, yang bisa disebabkan oleh kerusakan yang menyebabkan pola getaran menjadi lebih monoton.

3.3 Hasil Pemilihan Fitur Terbaik Data Getaran

Untuk menentukan fitur manakah yang sensitif terhadap degradasi digunakan *fitness function* yang didapatkan dengan menjumlahkan metrik *monotonicity* dan *trendability* [10]. Berikut merupakan perhitungan yang telah dilakukan bisa dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Perhitungan Fitur Terbaik

Fitur	Monotonicity	Trendability	Suitability
Kurtosis	0,102041	0,808142	0,910183
ShapeFactor	0,020408	0,832291	0,852699
ImpulseFactor	0,020408	0,757109	0,777517
Mobility	0,142857	0,626777	0,769634
CrestFactor	0,020408	0,73732	0,757728
Standar Deviasi	0,102041	0,655518	0,757559
RMS	0,102041	0,647916	0,749957
Variance	0,102041	0,639188	0,741229
Activity	0,102041	0,639188	0,741229
Energy	0,102041	0,631866	0,733907
Complexity	0,061224	0,562945	0,624169
MarginFactor	0,020408	0,478639	0,499047
Mean	0,020408	0,249601	0,270009
Skewness	0,061224	0,096235	0,157459

Hasil dari fitness metrik tersebut menunjukkan bahwa *kurtosis* dan *shape factor* memiliki nilai tertinggi dalam metrik *monotonicity* dan *trendability*, menandakan kedua fitur ini sangat signifikan dalam mengidentifikasi dan memprediksi tren degradasi pada bearing turbin angin. *Kurtosis*, yang mengukur keruncingan distribusi data getaran, sering kali dapat menunjukkan adanya perubahan yang signifikan dalam karakteristik getaran yang terkait dengan kondisi *bearing*. Hal ini mengindikasikan bahwa ketika kurtosis meningkat, ada kemungkinan adanya peningkatan kerusakan atau perubahan dalam kondisi operasional *bearing* tersebut.

Sementara itu, *shape factor* yang mendekati nilai tertinggi juga menunjukkan keandalan sebagai indikator utama dalam memantau degradasi. *Shape factor* menggambarkan bentuk sinyal getaran, yang dapat memberikan wawasan tambahan tentang perubahan geometri atau struktural pada bearing yang dapat mempengaruhi kinerjanya. Kedua fitur ini, dengan nilai *trendability* yang tinggi, menunjukkan bahwa mereka bukan hanya sensitif terhadap perubahan, tetapi juga dapat diandalkan untuk melakukan prediksi yang lebih akurat terhadap kegagalan atau perubahan signifikan dalam kondisi *bearing*.

4. Kesimpulan

Hasil dari ekstraksi fitur dari sinyal getaran menunjukkan bahwa tidak semua fitur menunjukkan tren degradasi yang jelas. Beberapa fitur menunjukkan perubahan yang signifikan seiring waktu, menyoroti peran penting mereka dalam memprediksi kondisi dan kegagalan *bearing*. Namun, ada juga fitur-fitur lain yang tidak menunjukkan pola tren yang jelas, atau mungkin menunjukkan fluktuasi yang tidak terstruktur yang sulit untuk diinterpretasikan secara langsung terkait dengan degradasi *bearing*. Fenomena ini menekankan pentingnya seleksi fitur yang tepat dalam analisis prognosis, di mana fitur-fitur yang mampu menggambarkan perubahan yang konsisten dan terukur dalam karakteristik getaran harus diprioritaskan untuk mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam tentang kondisi operasional mesin.

Setelah dilakukan perhitungan dengan menggunakan metrik *monotonicity* dan *trendability*, didapatkan fitur *kurtosis* dan *shape factor* memiliki nilai yang paling tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa keduanya tidak hanya sensitif terhadap perubahan dalam kondisi *bearing*, tetapi juga memberikan indikasi yang kuat terhadap potensi kegagalan atau perubahan signifikan lainnya dalam sistem. Keandalan fitur-fitur ini dalam merespons terhadap degradasi menjadikannya kandidat utama dalam pemantauan kondisi dalam mendukung strategi perawatan preventif yang lebih efektif dan tepat waktu. Dengan demikian, pemahaman yang lebih mendalam terhadap karakteristik *kurtosis* dan *shape factor* dapat membantu meningkatkan efisiensi operasional serta mengurangi biaya perawatan yang tidak terduga dalam lingkungan industri yang bergantung pada mesin dengan tingkat keandalan tinggi.

5. Daftar Pustaka

- [1] Afidah Z, Yushardi Y, Sudarti S. Analisis Potensi Pembangkit Listrik Tenaga Bayu Dengan Turbin Angin Sumbu Vertikal Di Kecamatan Sangkapura Kabupaten Gresik. *Jurnal Engine; Energi, Manufaktur, Dan Material*. 2022;7(1):1-12.
- [2] Chen J, Pan J, Li Z, Zi Y, Chen X. Generator bearing fault diagnosis for wind turbine via empirical wavelet transform using measured vibration signals. *Renew Energy* [Internet]. 2016;89:80–92. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.renene.2015.12.010>
- [3] Sheng S. Wind Turbine Gearbox Reliability Database, Condition Monitoring, and Operation and Maintenance Research Update. *Natl Renew Energy Lab US Dep Energy* [Internet]. 2015;21. Available from: <https://www.nrel.gov/docs/fy16osti/66028.pdf>
- [4] Saidi L, Ben Ali J, Bechhoefer E, Benbouzid M. Wind turbine high-speed shaft bearings health prognosis through a spectral Kurtosis-derived indices and SVR. *Appl Acoust* [Internet]. 2017;120:1–8. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.apacoust.2017.01.005>
- [5] Bechhoefer E, Van Hecke B, He D. Processing for improved spectral analysis. *PHM 2013 - Proc Annu Conf Progn Heal Manag Soc* 2013. 2013;33–8.
- [6] Nandi AK, Ahmed H. *Condition Monitoring with Vibration Signals: Compressive Sampling and Learning Algorithms for Rotating Machines*. Wiley-IEEE Press; 2019.
- [7] Ben Ali J, Saidi L, Harrath S, Bechhoefer E, Benbouzid M. Online automatic diagnosis of wind turbine bearings progressive degradations under real experimental conditions based on unsupervised machine learning. *Appl Acoust*. 2018;132(September 2017):167–81.
- [8] Oh S-H, Lee Y-R, Kim H-N. A Novel EEG Feature Extraction Method Using Hjorth Parameter. *Int J Electron Electr Eng*. 2014;106–10.
- [9] Caesarendra W. Monitoring and Its Application for Degradation Trend Estimation of Low-.
- [10] Coble JB. Merging data sources to predict remaining useful life – an automated method to identify prognostic parameters [PhD dissertation]. Knoxville: University of Tennessee; 2010.