

## EKSTRAKSI FITUR DOMAIN WAKTU SINYAL GETARAN PADA *BEARING* ZA-2115

\*Royana Destin Ramadona<sup>1</sup>, Achmad Widodo<sup>2</sup>, Ismoyo Haryanto<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Mahasiswa Jurusan Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro

<sup>2</sup>Dosen Jurusan Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro

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

E-mail: [achmadrozanmazaya@students.undip.ac.id](mailto:achmadrozanmazaya@students.undip.ac.id)

### Abstrak

Dalam melakukan proses manufaktur tentunya diperlukan peralatan kerja dengan kondisi baik agar kegiatan produksi tidak mengalami gangguan. Salah satu cara agar peralatan tersebut tetap bekerja dengan baik, diperlukan pemantauan kondisi kesehatan pada bantalan, seperti contoh pada bantalan ZA-2115. Pemantauan kondisi bantalan yang teratur dapat meminimalisir kegagalan operasi atau bahkan terjadi downtime pada mesin, yang tentunya akan menimbulkan kerugian baik berupa waktu, biaya atau kerugian lainnya. Oleh karena itu, penelitian ini berfokus untuk memantau kondisi bantalan dengan menggunakan data sinyal getaran menggunakan metode ekstraksi domain waktu. Data sinyal getaran yang telah dihasilkan nantinya akan diekstraksi sehingga menghasilkan nilai seperti RMS, skewness, kurtosis dan lain-lain. Setelah itu, dilakukan proses post processing yang bertujuan untuk menghilangkan gangguan atau noise dalam data getaran, sehingga menghasilkan data yang halus dan lebih akurat. Nantinya semua fitur dilakukan perhitungan nilai monotonitas dan trendabilitasnya untuk mengetahui fitur terbaik, yaitu fitur yang sensitif terhadap kegagalan pada bantalan yang nantinya digunakan untuk penelitian lebih lanjut.

**Kata kunci :** bantalan; ekstraksi fitur; fitur terbaik

### Abstract

*In the manufacturing process, it is crucial to have well-maintained equipment to ensure smooth production activities. One way to ensure that equipment continues to function properly is through health condition monitoring of bearings, such as the ZA-2115 bearing. Regular monitoring of bearing conditions can minimize operational failures or machine downtime, which can lead to losses in terms of time, cost, or other resources. Therefore, this study focuses on monitoring bearing conditions using vibration signal data through time-domain feature extraction methods. The generated vibration signal data will be extracted to yield values such as RMS, skewness, kurtosis, and others. Subsequently, post-processing will be conducted to eliminate disturbances or noise in the vibration data, resulting in smoother and more accurate data. Ultimately, all features will undergo calculations of their monotonicity and trendability values to identify the suitability, those most sensitive to bearing failures which will be used for further research.*

**Keywords:** bearings; feature extraction; suitability

### 1. Pendahuluan

*Bearing* (bantalan) merupakan komponen dalam suatu mesin yang berfungsi untuk menahan beban yang dihasilkan oleh poros, yaitu berupa beban aksial dan beban radial. Bantalan digunakan untuk membatasi gerak relatif antara beberapa komponen mesin agar dapat selalu bergerak pada arah yang diinginkan dengan mengurangi gesekan. Oleh karena itu, diagnosis kesalahan dan penilaian degradasi berdasarkan pemantauan kondisi telah menjadi sarana utama untuk memastikan pengoperasian peralatan yang andal, mengurangi waktu henti produksi dan menghemat biaya perawatan, dll (Shichang dkk., 2012). *Predictive maintenance* merupakan salah satu teknik dari perawatan yang berbasis pada kondisi mesin. *Predictive* atau *condition-based maintenance* terdiri dari pemantauan terhadap kondisi mesin dan operasional secara periodik, mengidentifikasi komponen yang bermasalah pada mesin dan melakukan perencanaan perawatan, langkah selanjutnya jika diperlukan mesin dimatikan dan komponen yang bermasalah diganti (Dolenc dkk., 2016). Analisis getaran adalah salah satu metode umum yang digunakan untuk pemantauan kondisi bantalan karena cacat menghasilkan impuls berurutan sehingga komponen bantalan mengalami getaran alami (Lin dan Ye, 2019). Analisis ini memungkinkan melihat karakteristik getaran seperti frekuensi, amplitudo dan bentuk gelombang (Atmaja dkk., 2023). Tujuan utama dari analisis ini adalah untuk mendeteksi dan mendiagnosis masalah potensial pada bantalan, seperti keausan, kerusakan struktural, atau ketidakseimbangan yang mungkin terjadi di masa depan. Bantalan seringkali beroperasi dengan normal meskipun dalam keadaan tidak ideal, tetapi ketika ada cacat meskipun sedikit

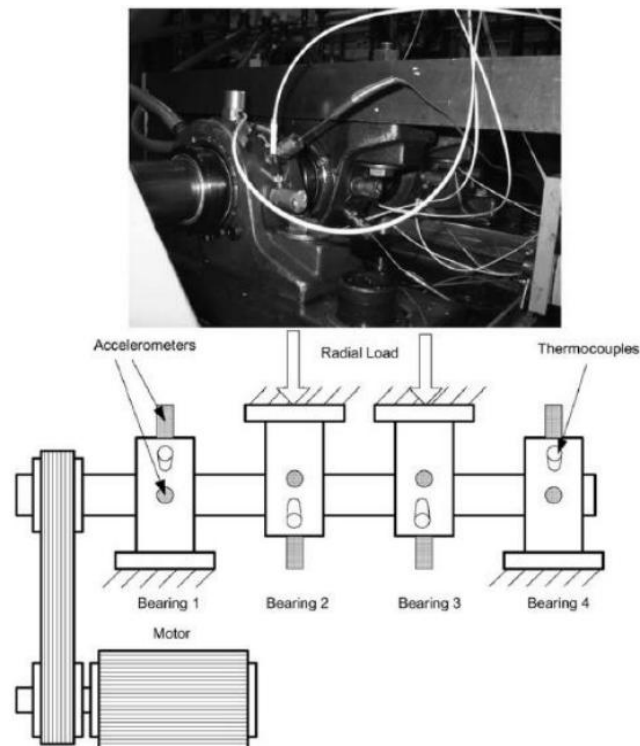
membuat bantalan mengalami kerusakan secara cepat dan aneh. Salah satu teknik dalam melakukan analisis getaran pada bantalan dapat menggunakan pendekatan ekstraksi dengan domain waktu. Sinyal getaran yang dihasilkan oleh bantalan dalam rentang waktu tertentu, nantinya akan divisualisasikan dalam bentuk plot grafik agar lebih mudah dalam melihat pola getaran ataupun tren degradasi pada bantalan guna memantau atau memprediksi kesehatan bantalan.

Adapun tujuan dari tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan analisis pada dataset bearing NASA dengan tujuan mengetahui pola atau tren sinyal getaran untuk mendeteksi kegagalan pada bantalan.
2. Mengetahui fitur yang sensitif terhadap kegagalan pada bantalan.

## 2. Bahan dan Metode Penelitian

### 2.1 Pengumpulan Data Getaran Bantalan ZA-2115



**Gambar 1.** Test rig pengujian bantalan ZA-2115 (Qiu,2006)

Data yang digunakan dalam analisis getaran pada bantalan kali ini menggunakan data sekunder oleh NASA yang disediakan oleh Pusat Sistem Pemeliharaan Cerdas (IMS), Universitas Cincinnati yang diterbitkan oleh *NASA Prognostics Center of Excellence* (Lee dkk., 2007). Dataset dari bantalan ZA-2115 dapat diunduh dari laman <https://www.nasa.gov/intelligent-systems-division/discovery-and-systems-health/pcoe/pcoe-data-set-repository/>. Tiga (3) set data disertakan dalam paket data (IMS-Rexnord Bearing Data.zip). Setiap set data menggambarkan percobaan uji-ke-kegagalan. Setiap set data terdiri dari file individual yang berukuran 1 detik snapshot sinyal getaran yang direkam pada interval 10 menit. Pada analisa kali ini ini berfokus pada perhitungan untuk bantalan dua dan tiga pada dataset 3. Data getaran ini banyak digunakan untuk diagnosis karena mudah didapatkan serta memiliki informasi yang banyak (Yaguo dkk.,2008).

**Table 1.** Struktur data sinyal getaran bearing ZA-2115

Dataset 1	Waktu pengambilan data	22 Oktober 2003 - 25 November 2003	Outer race pada bearing 3, Roller defect pada bearing 4
	Jumlah data	2.156 file	
Dataset 2	Waktu pengambilan data	12 Februari 2004 – 19 Februari 2004	Outer race pada bearing 1
	Jumlah data	984 file	
Dataset 3	Waktu pengambilan data	4 Maret 2004 – 18 April 2004	Outer race pada bearing 3
	Jumlah data	4448 file	

## 2.1 Ekstraksi Fitur Sinyal Getaran

Proses pengamatan atau ekstraksi fitur secara langsung dari suatu data sinyal dalam bentuk rentang waktu. Sinyal yang diperoleh dari getaran pada bearing dapat berupa sinyal *stationer* dan *non-stationer* (Yan dkk., 2008). Pemrosesan data sinyal dalam rentang waktu memungkinkan untuk memahami karakteristik sinyal sepanjang waktu yang ditentukan. Jumlah sinyal getaran nantinya akan direpresentasikan menjadi perpindahan total dalam waktu tertentu (Chu dkk., 2024). Oleh karena itu, sulit untuk mendeteksi adanya sumber getaran hanya dengan menggunakan teknik ini saja. Teknik dengan domain waktu lebih lanjut dibagi menjadi tiga pendekatan yaitu berbasis statistik, berbasis model dan berbasis pemrosesan sinyal. Fitur perhitungan statistik dapat dilihat pada tabel 2.

**Tabel 2.** 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

Selain fitur-fitur domain waktu yang disebutkan dalam subbagian sebelumnya, parameter Hjorts juga termasuk dalam kategori analisa ini (Caesarendra dkk., 2017). *Hjorts' Parameters* dalam analisis getaran pada bearing berguna untuk memahami karakteristik getaran pada bearing. Dengan menggunakan *Hjorth Parameters* dalam analisis getaran bearing, dapat mengidentifikasi pola getaran yang tidak normal, mendeteksi kegagalan potensial, dan memantau kondisi operasional bearing secara efektif. Hal ini membantu mencegah kerusakan lebih lanjut pada bearing dan memperpanjang umur pakai *bearing*. Untuk rumus perhitungan dari *hjorts parameter* bisa dilihat pada tabel 3.

**Tabel 2.** Rumus Perhitungan *Hjorts Parameter*

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

## 2.4 Proses Smoothing Sinyal Getaran

Setelah dilakukan ekstraksi fitur, kemudian akan dilakukan proses *smoothing* yang pada penelitian kali ini akan digunakan metode *simple moving average*. *Smoothing* berfungsi untuk mengurangi noise yang terdapat dalam data ekstraksi fitur, sehingga memungkinkan identifikasi pola dan tren jangka panjang yang signifikan. Dengan penerapan *smoothing*, data sinyal getaran yang dihasilkan menjadi lebih halus, memungkinkan deteksi anomali atau perubahan kondisi bearing dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi.

## 2.5 Pemilihan Fitur Terbaik dari Data Getaran

Pemilihan fitur dalam analisis ini digunakan untuk mengetahui fitur mana saja yang sensitif terhadap kerusakan pada bantalan, karena tidak semua fitur dapat menunjukkan tren yang mengindikasikan kerusakan pada bantalan. Pemilihan fitur terbaik ini didasarkan dari dua metrik yaitu, monotonicity dan trendability. Monotonicity merupakan fitur yang digunakan untuk menunjukkan perubahan secara konsisten dan terarah (baik naik atau turun) seiring dengan perubahan kondisi mesin atau sistem yang dipantau sedangkan Trendability digunakan untuk mengukur sejauh mana fitur menunjukkan tren yang jelas seiring waktu. Nantinya, kedua metrik ini dijumlahkan sehingga menemukan fitur mana saja dari hasil ekstraksi yang dapat mengindikasikan kerusakan pada bantalan.

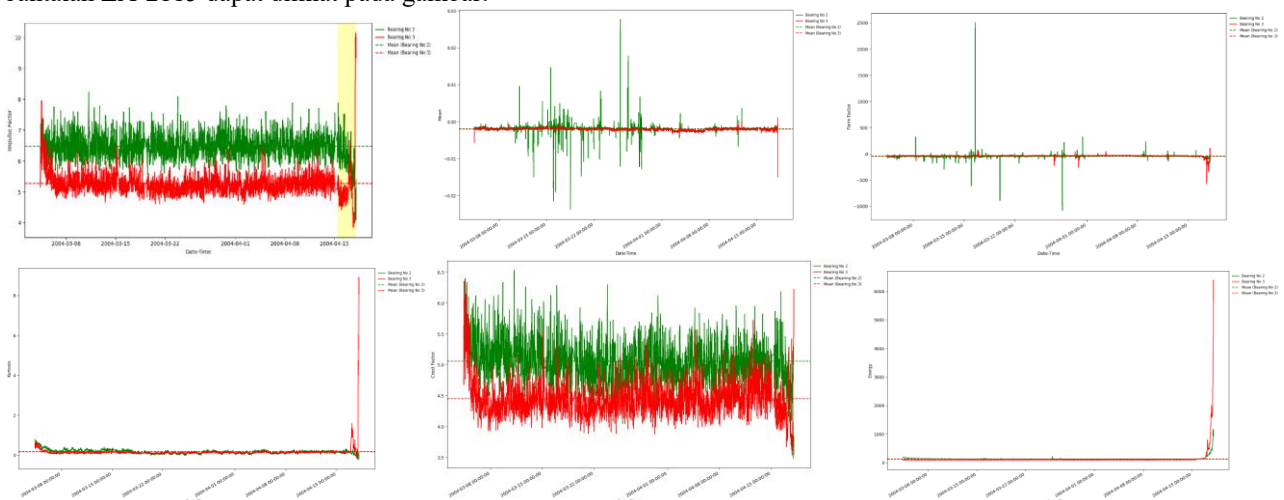
**Tabel 3.** Rumus Perhitungan Metrik *Monotonicity* dan *Trendability*

Fitur	Rumus Perhitungan
Monotonicity	$Mon = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{ number\ positive\ diff(x_i^j) - number\ negave\ diff(x_i^j) }{n - 1}$
Trendability	$Tren = \min_{j,k}  corr(x_j, x_k) , \quad j, k = 1, \dots, M$

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1 Hasil Ekstraksi Data Getaran

Perhitungan pada analisis ini menggunakan python, yang mana untuk hasil dari ekstraksi domain waktu pada bantalan ZA-2115 dapat dilihat pada gambar.



**Gambar 1.** Contoh hasil ekstraksi fitur domain waktu

Secara keseluruhan, hasil analisis ekstraksi domain waktu memiliki peningkatan tren secara monotonik menjelang akhir periode, dan terutama untuk bantalan tiga memiliki peningkatan tren yang sangat tajam diakhir periode. Dengan sebab itu perlu dilakukan perhitungan lebih lanjut untuk menghitung fitur mana yang sensitif terhadap analisa kerusakan pada bantalan menggunakan metode ekstraksi domain waktu.

### 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* (Coble, 2010). Perhitungan nilai fitur terbaik (*suitability*) dapat dilihat pada tabel 4.

**Tabel 4.** Perhitungan Fitur Terbaik

Fitur	<i>Monotonicity</i>	<i>Trendability</i>	<i>Suitability</i>
ImpulseFactor	0.010280	0.503163	0.513442
Mean	0.003638	0.504269	0.507907
ShapeFactor	0.008382	0.498735	0.507117
FormFactor	0.002056	0.504428	0.506484
CrestFactor	0.007749	0.497786	0.505536
Kurtosis	0.000791	0.503479	0.504270
Min	0.021192	0.481183	0.502375
.....	.....	.....	.....
Max	0,007433	0.475806	0.483240
Mobility	0.018504	0.458096	0.476600

Hasil perhitungan pada tabel 4, menunjukkan bahwa fitur Impulse factor, mean dan shape factor merupakan 3 fitur terbaik dalam menentukan kerusakan pada bantalan. Hal ini menunjukkan terjadi peningkatan nilai pada perhitungan setiap fitur baik meningkat atau menurun secara monotonis. Dengan adanya pemilihan fitur ini bertujuan untuk melakukan analisis lebih lanjut dengan hanya menggunakan fitur terbaiknya saja.

## 4. Kesimpulan

Setelah melakukan ekstraksi perhitungan statistik sinyal getaran *bearing* ZA-2115 dari semua fitur dengan metode time domain, mendapatkan hasil bahwa banyak fitur menunjukkan tren perubahan getaran yang cukup signifikan. Pada grafik ekstraksi menunjukkan peningkatan tajam di akhir periode pada bantalan tiga, yang menunjukkan terjadinya kerusakan.

Hasil perhitungan monotonitas dan trendabilitas pada bantalan dua memiliki nilai tertinggi pada fitur peak-to-peak dan mean untuk monotonitas dan fitur kurtosis dan RMS untuk trendabilitas. Sedangkan bantalan tiga memiliki nilai tertinggi pada fitur *activity* dan *complexity* untuk monotonitas serta nilai tertinggi pada fitur *form factor* dan *mean* untuk trendabilitas. Sedangkan untuk analisa fitur paling sensitif terhadap degradasi pada bantalan tiga yaitu fitur *impulse factor* dan *mean*. Dengan demikian dari adanya analisa diatas, dapat digunakan sebagai pegangan dalam melakukan perawatan bantalan seecara berkala untuk menghindari kerusakan pada sistem peralatan secara keseluruhan.

## 5. Daftar Pustaka

- [1] Atmaja, B. T., Ihsannur, H., Suyanto, & Arifianto, D. (2023). Lab-Scale Vibration Analysis Dataset and Baseline Methods for Machinery Fault Diagnosis with Machine Learning. *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, 1-11. <https://doi.org/10.1007/s42417-023-00959-9>
- [2] Coble, J. B. (2010). Merging data sources to predict remaining useful life—an automated method to identify prognostic parameters.
- [3] Dolenc, B., Boškoski, P., & Juričić, Đ. (2016). Distributed bearing fault diagnosis based on vibration analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 66, 521-532.
- [4] Du, S., Lv, J., & Xi, L. (2012). Degradation process prediction for rotational machinery based on hybrid intelligent model. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 28(2), 190-207. <https://doi-org.proxy.undip.ac.id/10.1016/j.rcim.2011.08.006>
- [5] Yan, W., Qiu, H., Iyer, N., & AIR FORCE RESEARCH LAB WRIGHT-PATTERSON AFB OH MATERIALS AND MANUFACTURING DIRECTORATE. (2008). Feature extraction for bearing prognostics and health management (PHM)-a survey (preprint). *Geofluids*, 11(4), 343-348.
- [6] Lin, H. C., & Ye, Y. C. (2019). Reviews of bearing vibration measurement using fast Fourier transform and enhanced fast Fourier transform algorithms. *Advances in Mechanical Engineering*, 11(1), 1687814018816751. <https://doi.org/10.1177/1687814018816751>

- [7] Caesarendra, W., & Tjahjowidodo, T. (2017). A review of feature extraction methods in vibration-based condition monitoring and its application for degradation trend estimation of low-speed slew bearing. *Machines*, 5(4), 21. <https://doi.org/10.3390/machines5040021>
- [8] Qiu, H., Lee, J., Lin, J., & Yu, G. (2006). Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics. *Journal of sound and vibration*, 289(4-5), 1066-1090. <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2005.03.007>
- [9] Yaguo, L., Zheng-jia, H., & Yan-yang, Z. (2008). Fault Diagnosis Based on Novel Hybrid Intelligent Model. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 44, 112. DOI:10.3901/JME.2008.07.112
- [10] Lee, J., Qiu, H., Yu, G., & Lin, J. (2007). Rexnord technical services. *Bearing Data Set, IMS, University of Cincinnati, NASA Ames Prognostics Data Repository*.