

Pemodelan Degradasi *Bearing* Menggunakan Proses Wiener

Jelita Ardilla*, Sutawanir Darwis

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Indonesia.

*jeliardi0825@gmail.com, std.darwis@gmail.com

Abstract. Bearing are important driving parts in mechanical systems. Therefore, degradation modeling can predict future performance declines. Degradation modeling is a nonlinear pattern, some of the models are the gamma process and the Wiener process. This research aims to model bearing degradation using the Wiener process. The data used is bearing data set 1_1 from XJTU-SY. By carrying out a distribution fit test, the features used are the peak value features in the horizontal and vertical directions. Parameter estimation using the MLE method produces parameter estimates $\hat{\mu}$ and $\hat{\sigma}$, for the peak values in the horizontal direction (0,1536,0,7907) and vertical (0,2419,1,8621). Degradation modeling, namely carrying out the equation $X(t)=\mu t+\sigma W(t)$ with $W(t)$ being tested 2 times. Modeling accuracy can be seen through the best MAPE, $X^*_4(t)$ value, namely 21%. The accuracy of $W_1(t)$ is better than $W_2(t)$. This proves that the Wiener process is random, so the accuracy of the Wiener process simulation for predicting degradation models will vary.

Keywords: *Wiener Process, Bearing Degradation, Peak Value, Maximum Likelihood Estimation.*

Abstrak. *Bearing* adalah bagian penggerak yang penting dalam sistem mekanis. Maka dari itu pemodelan degradasi dapat memprediksi penurunan kinerja di masa depan. Pemodelan degradasi merupakan pola nonlinear, beberapa modelnya yaitu proses gamma dan proses Wiener. Penelitian ini bertujuan melakukan pemodelan degradasi bearing menggunakan proses Wiener. Data yang digunakan yaitu data set bearing 1_1 dari XJTU-SY. Dengan melakukan uji kecocokan distribusi diperoleh fitur yang digunakan yaitu fitur nilai puncak arah horizontal dan vertikal. Estimasi parameter dengan metode MLE menghasilkan taksiran parameter $\hat{\mu}$ dan $\hat{\sigma}$, untuk nilai puncak arah horizontal (0,1536,0,7907) dan vertikal (0,2419,1,8621). Pemodelan degradasi yaitu melakukan persamaan $X(t)=\mu t+\sigma W(t)$ dengan $W(t)$ dilakukan pengujian 2 kali. Akurasi pemodelan dilihat melalui nilai MAPE, $X^*_4(t)$ yang paling baik yaitu 21%. Keakurasian $W_1(t)$ lebih baik dibanding $W_2(t)$. Hal ini membuktikan proses Wiener bersifat acak, maka akurasi simulasi proses Wiener untuk prediksi model degradasi akan berbeda-beda.

Kata Kunci: *Proses Wiener, Degradasi Bearing, Nilai Puncak, Maximum Likelihood Estimation.*

A. Pendahuluan

Dalam mesin produksi modern, *bearing* adalah bagian penggerak yang penting dalam sistem mekanis dan memainkan peran penting untuk operasi yang aman dan stabil. Bila *bearing* tidak berfungsi dengan baik maka seluruh sistem tidak bisa bekerja sebagaimana mestinya. Memantau status kesehatan *bearing* secara nyata begitu penting untuk

memastikan keamanan dan keandalan pengoperasian peralatan dan meningkatkan pemeliharaan efisiensi peralatan. Untuk memantau kesehatan *bearing* yaitu dengan memantau degradasi *bearing*. Degradasi didefinisikan sebagai penurunan kinerja produk dari waktu ke waktu dan telah memberikan lebih banyak informasi tentang produk (Pan et al., 2020). Pemantauan degradasi *bearing* dapat dilakukan dengan menggunakan sensor vibrasi dan sistem pemantauan yang dapat merekam, menganalisis, dan melaporkan data vibrasi.

Dengan begitu, pemodelan degradasi sangatlah penting untuk memodelkan atau menggambarkan penurunan kinerja *bearing* dari waktu ke waktu. Pada dasarnya, pemodelan degradasi membantu dalam memprediksi bagaimana *bearing* akan mengalami penurunan kualitas atau performa di masa depan. Dengan memiliki perkiraan mengenai tingkat degradasi yang mungkin terjadi, dapat memungkinkan perencanaan yang lebih baik untuk perawatan, perbaikan, atau penggantian yang diperlukan. Dengan demikian, pemodelan degradasi memainkan peran penting dalam membantu organisasi untuk mengoptimalkan kinerja dan umur pakai *bearing*.

Menurut (Zhao et al., 2022) metode berbasis data berdasarkan statistika matematika seperti proses stokastik telah terbukti sesuai untuk memodelkan degradasi dengan efek acak yang melekat dan menjadi metode kunci untuk memecahkan masalah prediksi usia *bearing*. Proses stokastik memiliki sifat matematis yang bagus untuk mengkarakterisasi sinyal degradasi dan digunakan dalam berbagai aplikasi. Beberapa model stokastik seperti proses Wiener dan proses gamma telah diusulkan sebagai model degradasi *bearing*.

Proses Wiener memiliki keunggulan struktur sederhana dan ekspansi adaptif yang mudah. Proses Wiener atau yang biasa disebut dengan gerak Brown diterapkan untuk memodelkan degradasi *bearing*. Uji kecocokan distribusi menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Estimasi parameter pada proses Wiener menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Penelitian ini dilakukan oleh M'Sabah & Bouzaouit (2016) yang menyatakan bahwa pemodelan degradasi dengan proses Wiener dapat memberikan hasil simulasi yang baik.

Berdasarkan uraian latar belakang diatas, penelitian ini bertujuan untuk melakukan penelitian mengenai pemodelan degradasi *bearing* menggunakan proses Wiener. Dengan tujuan penelitian ini yaitu, melakukan estimasi parameter model degradasi *bearing* menggunakan proses Wiener dengan metode *Maximum Likelihood Estimation*, menerapkan pemodelan degradasi *bearing* menggunakan proses Wiener, dan menghitung akurasi prediksi model degradasi *bearing* menggunakan proses Wiener.

B. Metodologi Penelitian

Jenis penelitian yang dilakukan adalah penelitian kuantitatif. Dimana akan dilakukan pemodelan degradasi bearing menggunakan proses Wiener, yang menggunakan data sekunder akselerasi degradasi bearing dari XJTU,SY. Pada penelitian ini menggunakan periode sebesar 1 menit dengan frekuensi pengambilan sampel 25,6 kHz. Data yang dicatat sebanyak 32.768 data setiap 1,28 detik proses pengambilan sampel. Sampel pada penelitian ini berjumlah 32768×123 yaitu data vibrasi bearing 1_1 arah horizontal dan vertikal. Pada penelitian ini akan menggunakan variabel x yaitu waktu sebagai variabel independen dengan variabel y yaitu tingkat degradasi sebagai variabel dependen. Peneliti menggunakan metode teknik analisis korelasional dengan menggunakan pendekatan kuantitatif.

Metode Analisis Data

Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk memperoleh lebih banyak informasi dari sinyal, ada beberapa macam ekstraksi fitur diantaranya adalah fitur

domain waktu. Berikut fitur domain waktu yang digunakan:

Root Mean Square (RMS)

Root Mean Square (RMS) didefinisikan sebagai akar kuadrat dari rata-rata persegi. Berikut merupakan persamaan untuk RMS:

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad \dots(1)$$

Keterangan:

RMS = Root Mean Square

n = Jumlah data

x_i = Nilai data

Nilai Puncak

Nilai puncak merupakan nilai yang dihasilkan getaran pada puncak-puncak data (1). Berikut persamaan untuk nilai puncak:

$$X_{max} = \max\{|x_i|\} \quad \dots(2)$$

Keterangan:

X_{max} = Nilai puncak

$\max\{|x_i|\}$ = Nilai puncak dari x_i

Proses Stokastik

Proses stokastik adalah himpunan variabel acak $\{X(t), t \in T\}$ dengan t menyatakan waktu dan $X(t)$ menyatakan proses pada waktu t . Himpunan T disebut himpunan indeks dari suatu proses stokastik ((2).

Proses Wiener

Proses Wiener atau biasa disebut gerak Brown, diperkenalkan pertama kali Botanist Robert Brown pada tahun 1827. Selanjutnya dikembangkan oleh Albert Einstein untuk menjelaskan beberapa fenomena fisika. Lalu Norbert Wiener, seorang matematikawan Amerika, memainkan peran penting dalam pengembangan teori proses Wiener pada tahun 1923. Ia mengembangkan matematika yang mendasari proses Wiener dan membuatnya menjadi dasar untuk cabang statistika matematika yang disebut "teori stokastik" atau "teori probabilitas dan proses stokastik." (2).

Degradasi pada Proses Wiener

Dalam penggunaan proses Wiener untuk *bearing*, model degradasi merupakan proses stokastik waktu kontinu dengan parameter drift μ dan parameter difusi σ . Parameter drift menyatakan perubahan degradasi dalam periode waktu tertentu, sedangkan parameter difusi menyatakan fluktuasi acak degradasi dalam periode waktu tertentu. Model proses Wiener standar memiliki efek aditif pada degradasi, proses Wiener standar digunakan jika waktu = 0, $X(0) = 0$. dan dapat dinyatakan sebagai berikut (3):

$$X(t) = \mu t + \sigma W(t) \quad \dots(3)$$

Keterangan:

$X(t)$ = Degradasi pada waktu t

$W(t)$ = Proses Wiener standar, $W(t) \sim N(0, t)$

Untuk $t = 0, X(0) = \mu(0) + \sigma W(0) = 0$

Diketahui bahwa $W(t)$ adalah proses Wiener standar, maka perlu mensimulasikan proses Wiener standar. Untuk semua $t \geq 0$ dan $\Delta t > 0$ dengan $t - \Delta t \geq 0$, didefinisikan suatu proses stokastik bernilai real $W(\cdot)$ sebagai berikut:

$$W(t) = W(t - \Delta t) + \sqrt{\Delta t} Z(t - \Delta t) \quad \dots(4)$$

Misal akan dibangun proses Wiener standar dimensi 1 (bernilai real) pada interval waktu $[0, T]$ (4).

1. Partisi interval $[0, T]$ secara seragam menjadi $\{t_0 = 0, t_1, t_2, \dots, t_n = T\}$, di mana $t_i = t_{i-1} + \Delta t$, dengan $\Delta t = \frac{T-0}{n} = \frac{T}{n}$.
2. Bangkitkan nilai-nilai variabel random $Z(t) \sim N(0,1)$ pada titik-titik waktu yang sudah diperoleh dari (1). Didapat $Z(t_0), Z(t_1), \dots, Z(t_n)$.
3. Diambil $W(t_0) = W(0) = 0$. Jalankan iterasi

$$\begin{aligned} W(t_1) &= \sqrt{\Delta t}Z(t_0) \\ W(t_2) &= W(t_1) + \sqrt{\Delta t}Z(t_1). \\ W(t_3) &= W(t_2) + \sqrt{\Delta t}Z(t_2), \\ &\vdots \\ W(t_n) &= W(t_{n-1}) + \sqrt{\Delta t}Z(t_{n-1}). \end{aligned} \tag{5}$$

Maximum Likelihood Estimation (MLE)

MLE dianggap sebagai salah satu metode estimasi yang paling penting dan dapat digunakan untuk memperkirakan parameter (μ, σ^2) . Parameter μ_i dan σ_i^2 akan diestimasi menggunakan metode MLE (5). Diperoleh estimator berikut:

$$\hat{\mu}_i = \frac{\sum_{j=1}^k \Delta X_{ij}}{\sum_{j=1}^k \Delta t_{ij}} \tag{5}$$

$$\hat{\sigma}_i^2 = \frac{1}{k} \left[\sum_{j=1}^k \frac{(\Delta X_{ij})^2}{\Delta t_{ij}} - \frac{(\sum_{j=1}^k \Delta X_{ij})^2}{\sum_{j=1}^k \Delta t_{ij}} \right] \tag{6}$$

Uji Kecocokan Distribusi

Mengingat $\Delta X(t) \sim N(\mu\Delta t, \sigma^2\Delta t)$, maka dari itu proses *increments* dari data observasi harus berdistribusi normal. Diperlukan uji Kolmogorov-Smirnov untuk menentukan apakah proses *increments* yang digunakan mengikuti distribusi normal atau tidak.

Hipotesis

H_0 : Proses *increments* mengikuti distribusi normal

H_1 : Proses *increments* tidak mengikuti distribusi normal

Jika pengujian menggunakan *software* dilihat jika *p-value* $> \alpha$ maka H_0 diterima, berarti proses *increments* berdistribusi normal.

Ambang Batas

Ambang batas digunakan untuk memantau tingkat degradasi dan mengambil tindakan yang sesuai ketika *bearing* mencapai atau melebihi ambang batas tertentu. Ambang batas dapat ditentukan secara subjektif untuk menentukan waktu kegagalan pada *bearing*. Dalam jurnal ini menggunakan metode persentase yang merupakan metode dengan menentukan nilai ambang batas 10% dari data nilai ekstrim (Julianeu & Darwis, 2021):

1. Urutkan data dari yang terbesar sampai terkecil.
2. Menghitung banyak data ekstrim 10% dari keseluruhan data.
3. Menentukan letak ambang batas (u).
4. Rumus ambang batas (u) adalah sebagai berikut:

$$n = 10\% \times N \tag{7}$$

$$\text{Letak } u = n + 1 \tag{8}$$

Keterangan:

N = Ukuran data/banyaknya data awal.

n = Ukuran sampel/banyaknya data ekstrim.

u = Nilai threshold/ambang batas.

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) digunakan untuk mengukur akurasi pemodelan degradasi menggunakan proses Wiener. Nilai MAPE menyatakan persentase rata-rata dari mutlak galat suatu prediksi yang dihitung menggunakan Persamaan:

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X(t) - \hat{X}(t)}{X(t)} \right| \quad \dots(5)$$

Keterangan:

$X(t)$ = Nilai aktual

$\hat{X}(t)$ = Nilai prediksi

n = Jumlah data

Skala penilaian akurasi suatu prediksi/prediksi berdasarkan nilai MAPE:

Tabel 1. Skala Penilaian Akurasi Ramalan

Ukuran persentase	Akurasi
< 10%	Sangat akurat
10 – 20%	Baik
20 – 50%	Layak
> 50%	Tidak akurat

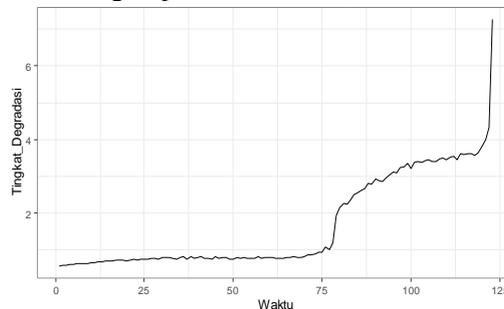
C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Data Degradasi

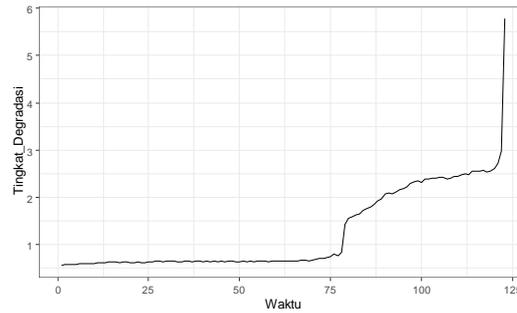
Bahan yang digunakan dalam skripsi ini adalah data degradasi *bearing* 1_1 arah horizontal dan vertikal yang didapatkan dari data vibrasi *bearing* yang diubah menjadi fitur domain waktu yaitu RMS dan nilai puncak menggunakan Persamaan (1) dan (2). Dimana fitur RMS dan nilai puncak tersebut akan menjadi tingkat degradasi *bearing* terhadap waktu.

1. Fitur RMS *Bearing* 1_1

Data RMS diplot dengan sumbu X yaitu nilai t (waktu) dan sumbu Y yaitu nilai RMS (tingkat degradasi). Berikut plot fitur RMS arah horizontal dan vertikal, plot tersebut memperlihatkan proses dengan pola nonlinear (Gambar 1 dan Gambar 2):



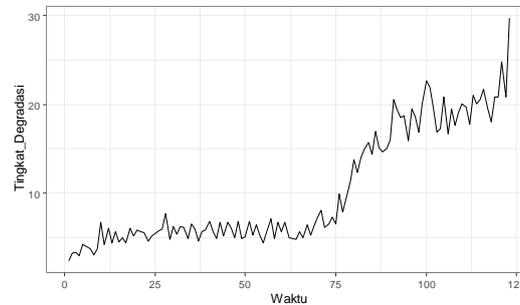
Gambar 1. Plot Fitur RMS Arah Horizontal



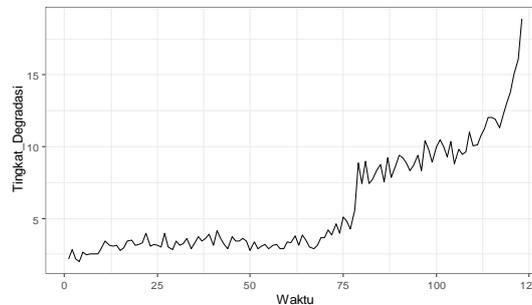
Gambar 2. Plot Fitur RMS Arah Vertikal

2. Fitur Nilai Puncak *Bearing* 1_1

Data Nilai Puncak diplot dengan sumbu X yaitu nilai t (waktu) dan sumbu Y yaitu nilai puncak (tingkat degradasi). Berikut plot fitur nilai puncak arah horizontal dan vertikal, plot tersebut memperlihatkan proses dengan pola nonlinear (Gambar 3 dan Gambar 4):



Gambar 2. Plot Fitur Nilai Puncak Arah Horizontal



Gambar 4. Plot Fitur Nilai Puncak Arah Vertikal

Dapat dilihat dari ke-4 plot tersebut memiliki trend naik atau turun, sehingga fitur RMS dan nilai puncak arah horizontal dan vertikal dapat digunakan untuk model degradasi *bearing*.

Uji Kecocokan Distribusi

Untuk memastikan apakah proses *increments* berdistribusi normal atau tidak. Pengujian ini menggunakan Kolmogorov-Smirnov sebagai metodenya. Berikut merupakan langkah-langkah uji Kolmogorov-Smirnov dengan bantuan *software* Minitab:

1. Hipotesis
 - H_0 : Proses *increments* mengikuti distribusi normal
 - H_1 : Proses *increments* tidak mengikuti distribusi normal
2. $\alpha = 0,05$
3. Kriteria Uji

$p\text{-value} > \alpha$ maka H_0 diterima

4. Kesimpulan

jika $p\text{-value} > \alpha$ maka H_0 diterima, berarti proses *increments* berdistribusi normal.

Berikut output uji Kolmogorov-Smirnov untuk proses *increments* RMS:

Tabel 2. Uji Kolmogorov-Smirnov

Proses <i>Increments</i>	$p\text{-value}$	Hipotesis
RMS Horizontal	$p\text{-value} < 0,010$	H_0 ditolak
RMS Vertikal	$p\text{-value} < 0,010$	H_0 ditolak
Nilai Puncak Horizontal	$p\text{-value} > 0,150$	H_0 diterima
Nilai Puncak Vertikal	$p\text{-value} > 0,150$	H_0 diterima

Dapat disimpulkan bahwa proses *increments* RMS arah horizontal dan vertikal tidak berdistribusi normal, sedangkan proses *increments* nilai puncak arah horizontal dan vertikal berdistribusi normal, artinya data yang cocok digunakan untuk metode proses Wiener adalah fitur nilai puncak arah horizontal dan vertikal.

Estimasi Parameter

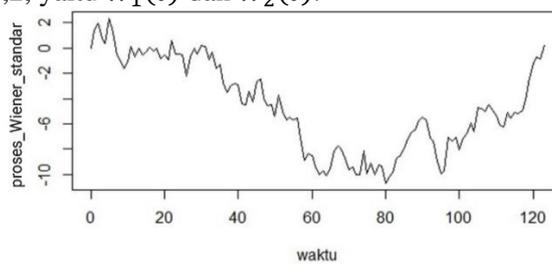
Berikut hasil estimasi parameter proses Wiener dengan metode MLE:

Tabel 3. Estimasi Parameter Proses Wiener dengan MLE

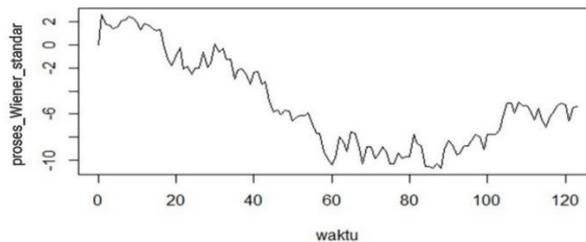
Parameter	Unit 1 (horizontal)	Parameter	Unit 2 (vertikal)
$\hat{\mu}_1$	0,154	$\hat{\mu}_2$	0,242
$\hat{\sigma}_1^2$	0,625	$\hat{\sigma}_2^2$	3,467
$\hat{\sigma}_1$	0,791	$\hat{\sigma}_2$	1,862

Pemodelan Degradasi Proses Wiener

Setelah melakukan estimasi parameter, lakukan Persamaan (3) yaitu $X(t) = \mu t + \sigma W(t)$. Namun perlu membangkitkan nilai $W(t)$ atau proses Wiener standar terlebih dahulu dengan bantuan *software* Matlab menggunakan Persamaan (4). Pengujian $W(t)$ dilakukan sebanyak 2 kali dengan $W_k(t)$, $k=1,2$, yaitu $W_1(t)$ dan $W_2(t)$.



Gambar 5. Plot Proses Wiener Standar W_1



Gambar 6. Plot Proses Wiener Standar W_2

Setelah mendapatkan nilai $W_1(t)$ dan $W_2(t)$, maka prediksi model degradasi menggunakan proses Wiener dapat dilakukan dengan bantuan *software* RStudio. Karena pada skripsi ini dilakukan prediksi model degradasi dengan 4 model, yaitu nilai puncak horizontal dengan $W_1(t)$ dan $W_2(t)$, dan nilai puncak vertikal dengan $W_1(t)$ dan $W_2(t)$. maka $X(t)$ ditulis dengan $\hat{X}_k(t)$ dengan $k = 1,2,3,4$:

Tabel 1. Persamaan Degradasi *Bearing* menggunakan Proses Wiener

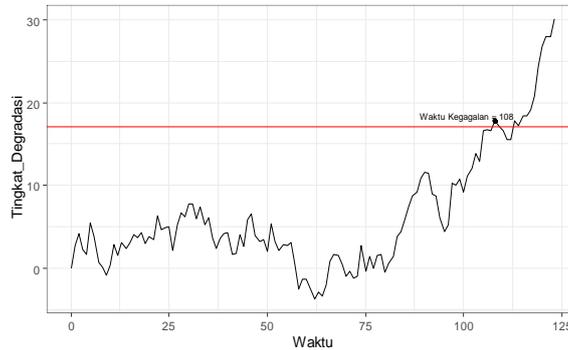
Horizontal	Vertikal
Persamaan Degradasi Fitur Nilai Puncak dengan $W_1(t)$	Persamaan Degradasi Fitur Nilai Puncak dengan $W_1(t)$
$\hat{X}_1(t) = 0,154t + 0,791W_1(t)$	$\hat{X}_3(t) = 0,242t + 1,862W_1(t)$
Persamaan Degradasi Fitur Nilai Puncak dengan $W_2(t)$	Persamaan Degradasi Fitur Nilai Puncak dengan $W_2(t)$
$\hat{X}_2(t) = 0,154t + 0,791W_2(t)$	$\hat{X}_4(t) = 0,242t + 1,862W_2(t)$

Diketahui bahwa $\hat{X}_k(t)$ menghasilkan tingkat degradasi model ke- k terhadap waktu. Maka dari persamaan tersebut, dapat dilakukan prediksi model degradasi *bearing*.

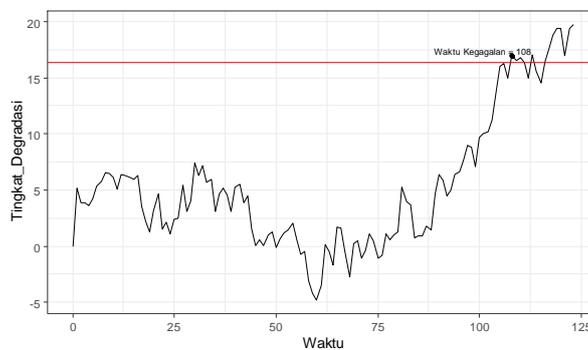
Ambang Batas dan Waktu Kegagalan

Setelah mendapatkan data degradasi proses Wiener, maka perlu menentukan ambang batas dan mencari waktu kegagalan. Dengan begitu pemodelan degradasi proses Wiener dapat dilakukan berdasarkan Persamaan (7) dan (8).

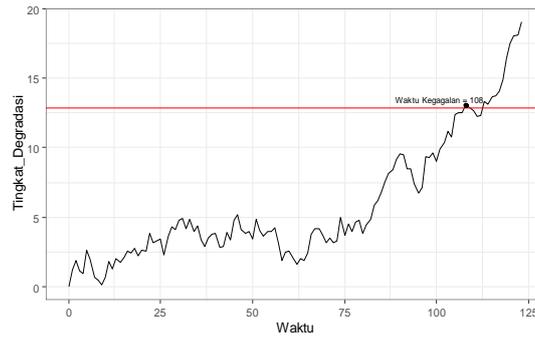
Berikut plot model degradasi proses Wiener $\hat{X}_1(t)$, $\hat{X}_2(t)$, $\hat{X}_3(t)$ dan $\hat{X}_4(t)$ dengan letak u adalah garis berwarna merah:



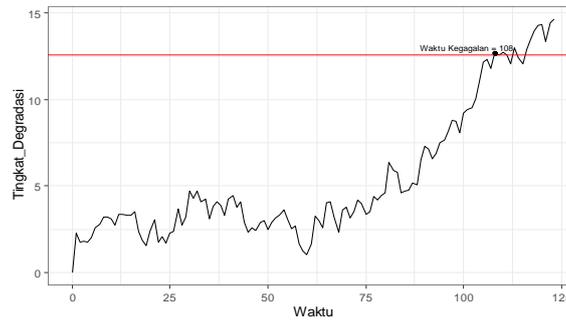
Gambar 7. Plot Model Degradasi Proses Wiener $\hat{X}_1(t)$ dengan Waktu Kegagalan 108 menit



Gambar 8. Plot Model Degradasi Proses Wiener $\hat{X}_2(t)$ dengan Waktu Kegagalan 108 menit



Gambar 9. Plot Model Degradasi Proses Wiener $\hat{X}_3(t)$ dengan Waktu Kegagalan 108 menit



Gambar 10. Plot Model Degradasi Proses Wiener $\hat{X}_4(t)$ dengan Waktu Kegagalan 108 menit

Masing-masing letak u dan waktu kegagalannya dapat dilihat pada tabel berikut:

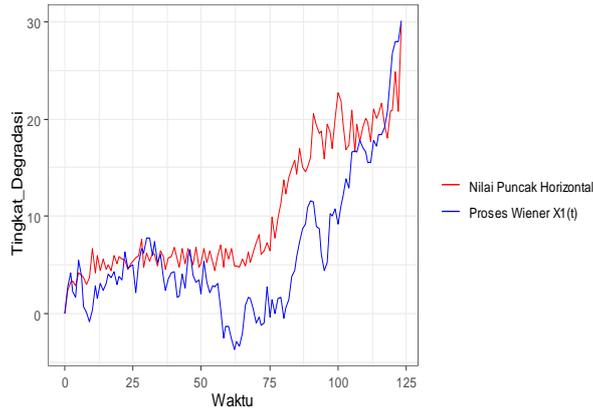
Tabel 2. Letak Ambang Batas dan Waktu Kegagalan

Horizontal		
Model	Letak u	Waktu Kegagalan
Fitur Nilai Puncak	17,710	91
$\hat{X}_1(t)$	17,115	108
$\hat{X}_2(t)$	16,346	108
Vertikal		
Model	Letak u	Waktu Kegagalan
Fitur Nilai Puncak	10,780	109
$\hat{X}_3(t)$	12,830	108
$\hat{X}_4(t)$	12,574	108

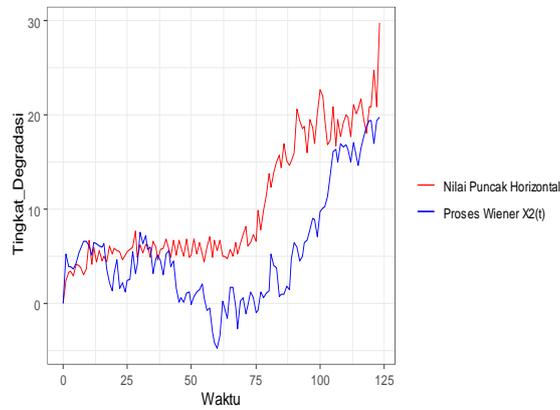
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Pada penelitian ini, MAPE digunakan untuk mengukur akurasi pemodelan degradasi menggunakan proses Wiener. Diketahui bahwa nilai aktual adalah fitur nilai puncak arah horizontal dan vertikal, dengan nilai prediksi adalah degradasi proses Wiener $\hat{X}_k(t)$. Secara visual, nilai aktual dan nilai prediksi dapat dilihat melalui plot overlay.

Plot model degradasi fitur nilai puncak arah horizontal dan proses Wiener $\hat{X}_1(t)$ dan $\hat{X}_2(t)$:

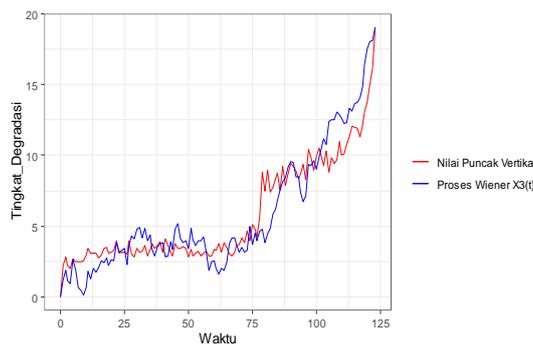


Gambar 11. Plot Overlay Model Degradasi Fitur Nilai Puncak Horizontal dan Proses Wiener $\hat{X}_1(t)$

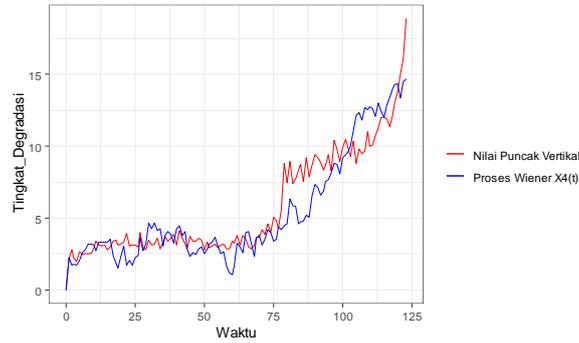


Gambar 12. Plot Overlay Model Degradasi Fitur Nilai Puncak Horizontal dan Proses Wiener $\hat{X}_2(t)$

Plot model degradasi fitur nilai puncak arah vertikal dan proses Wiener $\hat{X}_3(t)$ dan $\hat{X}_4(t)$:



Gambar 13. Plot Overlay Model Degradasi Fitur Nilai Puncak Horizontal dan Proses Wiener $\hat{X}_3(t)$



Gambar 14. Plot Overlay Model Degradasi Fitur Nilai Puncak Horizontal dan Proses Wiener $\hat{X}_4(t)$

Tabel 3. Nilai MAPE dari masing-masing $\hat{X}_k(t)$

	Degradasi proses Wiener	Proses Wiener Standar	MAPE	Akurasi
Horizontal	$\hat{X}_1(t)$	$W_1(t)$	50%	Layak
	$\hat{X}_2(t)$	$W_2(t)$	58%	Tidak Akurat
Vertikal	$\hat{X}_3(t)$	$W_1(t)$	25%	Layak
	$\hat{X}_4(t)$	$W_2(t)$	21%	Layak

Berdasarkan nilai MAPE yang diperoleh, maka dapat disimpulkan bahwa $\hat{X}_4(t)$ yang paling baik dalam mempresentasikan pemodelan degradasi, karena nilai MAPE paling kecil dibandingkan dengan yang lain. Dari akurasi MAPE diatas dapat dilihat bahwa $W_1(t)$ lebih baik digunakan dibanding $W_2(t)$ dalam prediksi model degradasi.

D. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan sebelumnya mengenai pemodelan degradasi *bearing* menggunakan proses Wiener. Estimasi parameter dengan metode MLE menghasilkan dua taksiran parameter yaitu $\hat{\mu}$ sebagai parameter drift dan $\hat{\sigma}$ sebagai parameter difusi, yang dimana untuk nilai puncak arah horizontal yaitu (0,1536,0,7907) dan arah vertikal yaitu (0,2419,1,8621). Pemodelan degradasi *bearing* menggunakan proses Wiener yaitu dengan melakukan persamaan $X(t) = \mu t + \sigma W(t)$, dengan taksiran parameter $\hat{\mu}$ dan $\hat{\sigma}$ yang sudah diperoleh. $W(t)$ dilakukan pengujian sebanyak 2 kali. Akurasi pemodelan degradasi *bearing* menggunakan proses Wiener dapat dilihat melalui nilai MAPE yang diperoleh. Dapat disimpulkan bahwa $\hat{X}_4(t)$ yang paling baik dalam mempresentasikan pemodelan degradasi. Dapat dilihat untuk akurasi $W_1(t)$ lebih baik digunakan dibanding $W_2(t)$ dalam prediksi model degradasi. Hal ini membuktikan bahwa proses Wiener adalah bersifat acak, maka hasil akurasi pada simulasi proses Wiener untuk prediksi model degradasi akan berbeda-beda.

Acknowledge

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadiran Allah SWT karena berkat rahmat dan hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan penelitian ini. Terimakasih kepada ayah, ibu, kakak-kakak dan keluarga yang selalu mendo'akan dan memberi dukungan baik moral maupun materi kepada penulis. Terimakasih kepada Bapak Prof. Dr. Sutawanir Darwis yang telah memberi bimbingan kepada penulis hingga penelitian ini selesai. Dosen-dosen Program Studi Statistika Universitas Islam Bandung yang telah banyak memberikan ilmu pengetahuan. Sahabat dan teman-teman serta semua pihak yang telah hingga penelitian ini selesai.

Daftar Pustaka

[1] Dawod, M. A., & Arebe, E. (2022). Estimation of Reliability through the Wiener

- Degradation Process Based on the Genetic Algorithm to Estimating Parameter. *Journal of Economics and Administrative Sciences*, 28(133), 55-69.
- [2] Dobrow, R. P. (2016). *Introduction to Stochastic Process with R*. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc.
- [3] Julianeu, I. D., & Darwis, S. (2021). Metode Peak Over Threshold pada Vibrasi Bearing. *Prosiding Statistika*, 7(2), 338–345.
- [4] Lin, W., Chai, Y., & Liu, Q. (2019). Remaining Useful Life Prediction of Electronic Products Based on Wiener Degradation Process. *IFAC-PapersOnLine*, 52(24), 24–28
- [5] Mutiarani, M., & Darwis, S. (2023). Visualisasi Prediksi Remaining Useful Life Bearing Menggunakan Regresi Bayesian. *Bandung Conference Series: Statistics*, 3(1), 81–89.
- [6] M'Sabah, H. L., & Bouzaouit, A. (2016). Degradation model of the bearings by wiener process. *Mechanika*, 22(3), 225–228.
- [7] Omar, Z. (2018). Stochastic Modeling of Wear in Bearing in Motor Pump in Two-tank System. 2018 15th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD), 611–618.
- [8] Santoso, C. H. (2022). Eksistensi dan Ketunggalan Solusi Lunak (Mild Solution) Persamaan Differensial Implusif Stokastik. Yogyakarta. Tesis tidak dipublikasikan. Program Pascasarjana, Program Studi Matematika, Universitas Gadjah Mada.
- [9] Taylor, H. M., & Karlin, S. (1998). *An Introduction to Stochastic Modeling*. (Third Edition). San Diego: Academic Press.
- [10] Wang, Biao. (2020). XJTU-SY Bearing Datasets (Online), (<https://github.com/WangBiaoXJTU/xjtu-sy-bearing-dataset>, diakses 2 Mei 2023).
- [11] Yea, Z. S., & Xie, M. (2015). Stochastic modelling and analysis of degradation for highly reliable products. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 31(1), 16–32.
- [12] Zhao, W., Zhang, C., Wang, S., Lv, D., & Peyrano, O. G. (2022). Rolling Bearing Remaining Useful Life Prediction Based on Wiener Process. *Journal of Dynamic, Monitoring, and Diagnostic*, 1, 229–236
- [13] Ratih Nurfitri, Teti Sofia Yanti. Pemodelan Umur Harapan Hidup di Jabar Tahun 2021 Menggunakan Spatial Durbin Model. *Jurnal Riset Statistika*. 2023 Dec 25;137–46.
- [14] Devila Mustika Prancisca, Darwis S. Prediksi Sisa Umur Bearing Menggunakan Regresi Eksponensial. *Jurnal Riset Statistika*. 2021 Dec 23;1(2):107–16.
- [15] 2+-+Munira+Diahsty+Marasabessy+(1-10).