

Prediksi Sisa Usia Pakai *Bearing* Menggunakan Ekstraksi Fitur dan Regresi Kuadratik

Giska Miftah Nurjanah *, Sutawanir Darwis

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

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

Abstract. Rotating machinery plays an important role in the production process in various industrial fields in the world. The condition of the engine components is of particular concern to the company so that the engine can operate properly which results in stability in engine productivity. One of the most damaged machine components is the bearing. To minimize bearing damage, monitoring is carried out through prognostics and health management (PHM) activities. Based on this explanation, the purpose of this study is to determine the prediction of the remaining useful life (RUL) of bearings on experimental data of FEMTO-ST Institute bearings using feature extraction and quadratic regression. The data used in this study are secondary data in the form of bearing vibration data from FEMTO-ST Institut with time series data type, especially in the horizontal direction bearing1_1 data. The methods used in this research are Principal Component Analysis (PCA), Friedman super smoother, quadratic regression and Remaining Useful Life (RUL). The results of this study indicate that the PCA and quadratic regression methods can work well in predicting the remaining useful life (RUL) of bearing1_1 vibration data in the horizontal direction. At $t_p = 25240$ seconds, the actual value of RUL and RUL prediction is 1930 seconds and 1810 seconds, respectively, so that bearing damage in the actual event (actual RUL) is slower to occur for 120 seconds (2 minutes) than the predicted RUL, $t_p = 25240$ seconds has the closest remaining useful life (RUL) bearing difference between the actual event results and the predicted RUL results, the RMSE value at $t_p = 25240$ seconds is 0,215577 this is the best model quality in predicting the remaining useful life (RUL) of the bearing.

Keywords: *Principal Component Analysis (PCA), Friedman Super Smoother, Quadratic Regression, Remaining Useful Life (RUL).*

Abstrak. Rotating machinery memegang peranan penting pada proses produksi di berbagai bidang industri di dunia. Kondisi komponen-komponen mesin menjadi perhatian khusus bagi pihak perusahaan agar mesin dapat beroperasi dengan baik yang mengakibatkan kestabilan pada produktivitas mesin. Salah satu komponen mesin yang paling banyak mengalami kerusakan adalah bearing. Untuk meminimalisir kerusakan bearing dilakukan pemantauan melalui aktivitas prognostik dan manajemen kesehatan (Prognostics and Health Management -PHM). Berdasarkan penjelasan tersebut, tujuan penelitian ini adalah mengetahui prediksi sisa usia pakai (RUL) bearing pada data eksperimen bearing FEMTO-ST Institut dengan menggunakan ekstraksi fitur dan regresi kuadratik. Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data sekunder berupa data vibrasi bearing dari FEMTO-ST Institut dengan tipe data time series, khususnya pada data bearing1_1 arah horizontal. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Principal Component Analysis (PCA), Friedman super smoother, regresi kuadratik dan Remaining Useful Life (RUL). Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode PCA dan regresi kuadratik dapat bekerja dengan baik dalam memprediksi sisa usia pakai (RUL) pada data vibrasi bearing1_1 arah horizontal. Pada $t_p=25240$ detik menghasilkan nilai aktual RUL dan prediksi RUL masing-masing adalah 1930 detik dan 1810 detik, sehingga kerusakan bearing pada kejadian sebenarnya (aktual RUL) lebih lambat terjadi selama 120 detik (2 menit) dari hasil prediksi RUL, $t_p=25240$ detik memiliki selisih sisa usia pakai (RUL) bearing paling dekat antara hasil kejadian sebenarnya dengan hasil prediksi RUL, nilai RMSE pada $t_p=25240$ detik adalah 0,215577 ini merupakan kualitas model terbaik dalam memprediksi sisa usia pakai (RUL) bearing.

Kata Kunci: *Principal Component Analysis (PCA), Friedman Super Smoother, Regresi Kuadratik, Remaining Useful Life (RUL).*

A. Pendahuluan

Statistika merupakan metode untuk merencanakan, mengumpulkan, menganalisis, lalu menginterpretasikan, dan diakhiri dengan mempresentasikan data. Metode analisis yang biasa digunakan untuk melihat pengaruh antara dua atau banyak variabel adalah regresi. Regresi merupakan suatu metode untuk melakukan prediksi atau peramalan. Jenis metode regresi yang paling umum terbagi dua, yaitu regresi linier dan regresi nonlinear. Tujuan penggunaan regresi yaitu untuk mengetahui kekuatan karakter dan hubungan antara sebuah variabel terikat (respon) dan variabel bebas (prediktor) (Nur et al., 2023).

Rotating machinery memegang peranan penting pada proses produksi di berbagai bidang industri di dunia. Kondisi komponen-komponen mesin menjadi perhatian khusus bagi pihak perusahaan agar mesin dapat beroperasi dengan baik yang mengakibatkan kestabilan pada produktivitas mesin. Oleh sebab itu agar kondisi kesehatan mesin terpelihara maka dilakukan prognostik. Prognostik adalah suatu disiplin ilmu teknik yang mengacu pada proses prediksi atau forecasting dengan cara memodelkan kegagalan pada sistem atau komponen mesin. Komponen-komponen mesin terdiri dari beberapa jenis dan fungsi yang berbeda-beda, salah satu komponen mesin yang paling banyak mengalami kerusakan adalah bearing atau bantalan. Untuk meminimalisir kerusakan pada bearing dilakukan pemantauan melalui aktivitas prognostik dan manajemen kesehatan (*Prognostics and Health Management - PHM*). Tujuan prognostik dan manajemen kesehatan pada *rotating machinery* tidak hanya mendiagnositik kesalahan, tetapi juga memprediksi berapa lama mesin dapat beroperasi dengan aman dan menjalankan fungsinya, yang dikenal dengan istilah sisa usia pakai (*Remaining Useful Life-RUL*) (Oktoriandi, 2022).

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui prediksi sisa usia pakai (RUL) bearing pada data eksperimental bearing FEMTO-ST Institut dengan menggunakan ekstraksi fitur dan regresi kuadratik (Khofifah, 2022).

B. Metodologi Penelitian

Prognostics and Health Management (PHM)

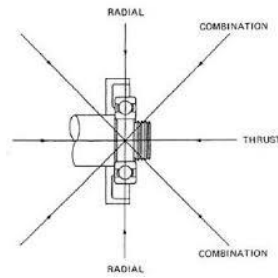
Prognostics and Health Management (PHM) merupakan teknik untuk melihat keadaan kesehatan keseluruhan mesin atau sistem yang kompleks dan membantu dalam membuat keputusan yang benar tentang perawatan mesin. Tugas utama PHM adalah mendeteksi komponen yang baru terjadi kesalahan pada sistem, melakukan diagnostik kegagalan, prognostik kegagalan dan manajemen kesehatan. Adapun manfaat PHM adalah:

1. Meningkatkan ketersediaan dan mengurangi biaya operasional untuk pemeliharaan yang optimal.
2. Meningkatkan keamanan sistem.
3. Meningkatkan ketepatan atau keakuratan dalam pengambilan keputusan untuk memperpanjang masa pakai mesin.

Bearing

Bearing (bantalan) merupakan elemen mesin yang menumpu poros yang mempunyai beban, sehingga putaran atau gerakan bolak-baliknya dapat berlangsung secara halus, aman, dan mempunyai umur yang panjang. *Bearing* digunakan untuk menahan atau menyangga komponen yang bergerak pada mesin, khususnya bagian poros mesin. Berdasarkan arah beban yang bekerja pada bantalan, *bearing* dapat diklasifikasikan menjadi:

1. Bantalan radial/*radial bearing* : menahan beban dalam arah radial
2. Bantalan aksial/*thrust bearing* : menahan beban dalam arah aksial
3. Bantalan yang mampu menahan kombinasi beban dalam arah radial dan arah aksial



Gambar 1. Bantalan Berdasarkan Arah Beban

Berdasarkan konstruksi dan mekanisme mengatasi gesekan, *bearing* dapat diklasifikasikan menjadi dua yaitu:

1. Bantalan luncur yang sering disebut *slider bearing* atau *plain bearing* menggunakan mekanisme *sliding*, dimana dua permukaan komponen mesin saling bergerak relatif.
2. Bantalan gelinding menggunakan elemen *rolling* untuk mengatasi gesekan antara dua komponen yang bergerak.



(a). Bantalan Luncur

(b). Bantalan Gelinding

Gambar 2. Bantalan Berdasarkan Konstruksi dan Mekanisme Mengatasi Gesekan

Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur adalah teknik yang umum digunakan sebelum melakukan klasifikasi pada sejumlah fitur yang telah diambil dari satu set objek dalam pengenalan pola statistik. Dalam penelitian ini menggunakan delapan fitur, yaitu sebagai berikut:

1. *Mean* adalah nilai rata-rata dari suatu *array* (deret angka).

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad \dots(1)$$

2. *Median* adalah nilai tengah dari data yang telah diurutkan dari nilai terkecil sampai nilai terbesar.

$$\text{Median} \begin{cases} X_{(\frac{n+1}{2})} & ; n = \text{ganjil} \\ \frac{X_{(\frac{n}{2})} + X_{(\frac{n}{2}+1)}}{2} & ; n = \text{genap} \end{cases} \quad \dots(2)$$

3. *Range* adalah mengukur selisih antara nilai tertinggi dengan nilai terendah.

$$R = X_{maks} - X_{min} \quad \dots(3)$$

4. Standar deviasi adalah mengukur akar kuadrat dari keragaman (variasi) data.

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n-1}} \quad \dots(4)$$

5. *Skewness* menggambarkan derajat kesimetrisan distribusi yang berada di sekitar rata-rata sampel.

$$\text{skewness} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^3}{(n-1)s^3} \quad \dots(5)$$

6. *Kurtosis* adalah derajat keruncingan dari sebuah distribusi yang biasanya diambil secara relatif terhadap suatu distribusi normal.

$$K = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^4}{(n-1)s^4} \quad \dots(6)$$

7. *Peak to peak* dari sinyal getaran yang berbentuk gelombang sinus adalah jumlah dari dua nilai maksimum arus positif dan arus negatif.

$$peak\ to\ peak = 2\ peak, \text{ dimana; } peak = \max|X_i| \quad \dots(7)$$

8. RMS didefinisikan sebagai akar kuadrat dari rata-rata nilai kuadrat pada bentuk gelombang sinyal getaran.

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n ((X_i))^2}{n}} \quad \dots(8)$$

Principal Component Analysis (PCA)

Teknik multivariat yang digunakan untuk menyederhanakan data, dengan cara mentransformasi linier sehingga terbentuk sistem koordinat baru dengan varians maksimum. PCA dapat digunakan untuk mereduksi dimensi suatu data tanpa mengurangi karakteristik data tersebut secara signifikan. Metode ini mengubah sebagian besar variabel asli yang saling berkorelasi menjadi satu himpunan variabel baru yang lebih kecil dan saling bebas (Johnson & Wichern, 2007). PCA merupakan penyelesaian masalah *eigen* (λ) yang secara matematis ditulis dalam persamaan:

$$Cv = \lambda v \quad \dots(9)$$

Berikut ini algoritma PCA:

1. Input data matriks ($n \times p$), dimana n = jumlah obesrvasi, p = jumlah variabel.
2. *Preprocessing* PCA yaitu menghitung matriks *covariance* (C), dengan rumus:

$$C = (cov(x_k, x_j)) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{ik} - x_k)(x_{ij} - x_j)}{n-1} \quad \dots(10)$$

3. Menghitung nilai *eigen* λ dan *vector eigen* v yang memenuhi persamaan:

$$|C - \lambda I| = 0 \text{ dan } (C - \lambda I)v = 0 \quad \dots(11)$$

4. Menghasilkan transformasi matriks ($n \times k$), dimana n = jumlah obesrvasi, k = jumlah *principal component*.

Friedman Super Smoother

Friedman Super Smoother adalah estimator regresi nonparametrik yang didasarkan pada regresi linier lokal dengan *bandwidth* adaptif (Friedman [1984]). Tujuan utama dari *Friedman Super Smoother* adalah untuk meratakan data dan menghilangkan fluktuasi acak atau noise yang mungkin ada dalam dataset. *Friedman super smoother* menggunakan pendekatan kernel *smoothing* untuk menduga fungsi $f(x_i)$. Fungsi kernel biasanya dinyatakan sebagai $K(u)$, dimana u adalah jarak antara titik x_i dan titik yang ingin diratakan. Persamaan umum *Friedman super smoother* adalah:

$$\hat{f}_{(x)} = \frac{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right)y_i}{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right)} \quad \dots(12)$$

Regresi Nonlinear

Regresi nonlinear merupakan suatu metode analisis regresi untuk mendapatkan model nonlinear yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel bebas dengan variabel terikat. Adapun macam-macam bentuk persamaan regresi non linear sebagai berikut:

1. Parabola atau polinomial pangkat dua

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2 + \varepsilon_i \quad \dots(13)$$

2. Parabola kubik polinomial pangkat tiga

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2 + \beta_3 x_i^3 + \varepsilon_i \quad \dots(14)$$

3. Polinomial pangkat k ($k \geq 2$), berbentuk

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 x^2 + \beta_3 x^3 + \dots + \beta_k x^k + \varepsilon_i \quad \dots(15)$$

4. Eksponensial

$$Y_i = \beta_0 e^{\beta_1 x} \cdot \varepsilon_i \quad \dots(16)$$

5. Geometrik

$$Y_i = \beta_0 + x^{\beta_1} \quad \dots(17)$$

6. Logistik

$$Y_i = \frac{1}{\beta_0 \beta_1^x} \quad \dots(18)$$

7. Hiperbola

$$Y_i = \frac{\beta_0}{\beta_1 x} \quad \dots(19)$$

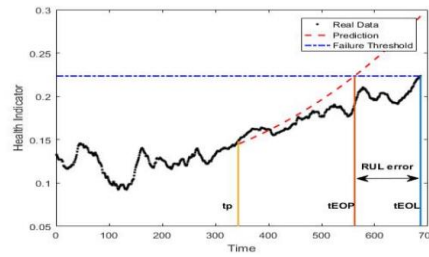
Regresi Kuadratik

Regresi kuadratik merupakan pengembangan dari regresi linear yang dimana datanya membentuk pola kuadrat bila digambarkan dalam bentuk grafik. Adapun persamaan dari regresi kuadratik, sebagai berikut:

$$\hat{y} = a + bx + cx^2 \quad \dots(20)$$

Remaining Useful Life (RUL)

Remaining Useful Life (RUL) atau yang disebut dengan prognositik didefinisikan sebagai proses memprediksi sisa usia pakai (RUL) dimana komponen mesin tidak akan melakukan fungsi tertentu. Berikut ini gambar plot dan perhitungan RUL:



Gambar 3. Plot Prediksi RUL

$$RUL_{actual} = t_{EOL} - t_p \quad \dots(21)$$

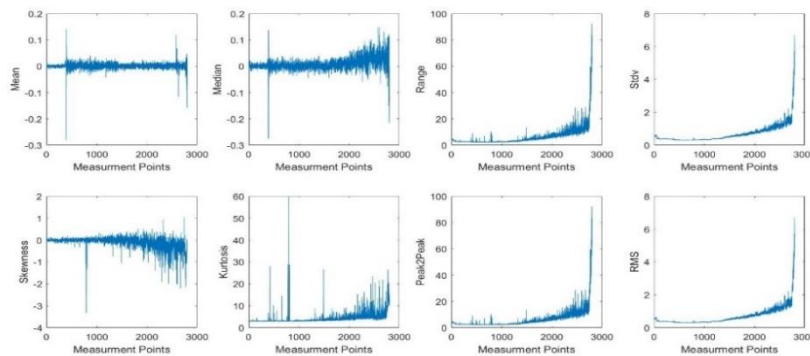
$$RUL_{prediction} = t_{EOP} - t_p \quad \dots(22)$$

$$RUL_{error} = RUL_{actual} - RUL_{prediction} \quad \dots(23)$$

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Ekstraksi Fitur

Diawali dengan mengekstraksi data vibrasi ke dalam delapan fitur ekstraksi yaitu: *mean*, *median*, *range*, standar deviasi, *skewness*, *kurtosis*, *peak to peak* dan *Root Mean Square (RMS)* pada data *learning set bearing1_1* dari FEMTO-ST Institut arah horizontal menggunakan bantuan matlab. Berikut ini plot pada delapan fitur ekstraksi:



Gambar 4. Plot Data Vibrasi *Bearing1_1* Arah Horizontal

Seleksi Fitur Menggunakan *Principal Component Analysis (PCA)*

Dari delapan fitur ekstraksi didapatkan empat fitur ekstraksi yang memenuhi kriteria asumsi (*preprocess*) analisis PCA yaitu fitur *range*, standar deviasi, *skewness* dan *kurtosis*. Berikut ini tahapan analisis PCA:

1. Melihat nilai korelasi antar variabel, berikut hasil korelasi dari empat variabel (fitur):

Tabel 1. Matriks Korelasi

Correlation Matrix					
Correlation	Range	1,000	0,980	-0,520	0,713
	StDev	0,980	1,000	-0,505	0,650
	Skewness	-0,520	-0,505	1,000	-0,689
	Kurtosis	0,713	0,650	-0,689	1,000

Pada Tabel 1. Menunjukkan semua variabel saling berkorelasi antar variabelnya

2. Uji *KMO and Bartlett's test* untuk mengetahui apakah ada korelasi antar variabel bebas, berikut ini hasil *KMO and Bartlett's test*:

Tabel 2. KMO and Bartlett's Test

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		0,627
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	13253,482
	df	6
	Sig.	0,000

Berdasarkan output pada Tabel 2. dapat disimpulkan bahwa nilai *KMO* = 0,627 yang artinya faktor layak digunakan. Sedangkan output *Bartlett test* memiliki nilai *Sig.* = 0,000 maka $0,000 < 0,05$ artinya ada korelasi antar variabel bebas.

3. Menetapkan kelayakan penggunaan suatu faktor berdasarkan kriteria *Measures of Sampling Adequacy (MSA)*

Tabel 3. Anti-image Matrices

Anti-image Matrices					
		Range	StDev	Skewness	Kurtosis
Anti-image Covariance	Range	0,029	-0,031	-0,021	-0,047
	StDev	-0,031	0,034	0,025	0,039
	Skewness	-0,021	0,025	0,504	0,216
	Kurtosis	-0,047	0,039	0,216	0,301
Anti-image Correlation	Range	0,587 ^a	-0,970	-0,173	-0,504
	StDev	-0,970	0,592 ^a	0,193	0,386
	Skewness	-0,173	0,193	0,727 ^a	0,555
	Kurtosis	-0,504	0,386	0,555	0,664 ^a

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

Berdasarkan kriteria angka MSA pada Tabel 4.18 semua fitur ekstraksi memenuhi kriteria angka $MSA > 0,5$. Angka MSA pada fitur *range* = 0,587, *standar deviasi* = 0,592, *skewness* = 0,727, dan *kurtosis* = 0,664 artinya semua fitur dapat dilanjutkan untuk analisis selanjutnya.

4. Menentukan variabel yang diteliti apakah mampu menjelaskan faktor atau tidak

Tabel 4. Communalities

Communalities		
	Initial	Extraction
Range	1,000	0,874
StDev	1,000	0,834
Skewness	1,000	0,574
Kurtosis	1,000	0,761

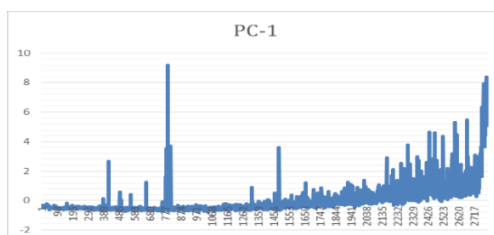
Variabel yang dianggap mampu menjelaskan faktor memiliki nilai *extraction* $> 0,5$. Berdasarkan Tabel 4, diketahui nilai *extraction* semua variabel memiliki nilai *extraction* $> 0,5$. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa semua variabel dapat digunakan untuk menjelaskan faktor.

Tabel 5. Total Variance Explained

Total Variance Explained						
Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	3,043	76,080	76,080	3,043	76,080	76,080
2	0,667	16,672	92,752			
3	0,274	6,853	99,605			
4	0,016	0,395	100,000			

Total variance explain menjelaskan besarnya varians yang dapat dijelaskan oleh faktor yang dianalisis. Berdasarkan Tabel 5 pada bagian *Initial Eigenvalues* menunjukkan terdapat satu faktor yang dapat terbentuk dari empat variabel yang dianalisis. Dimana syarat untuk menjadi sebuah faktor adalah memiliki nilai total *initial eigenvalue* > 1 maka nilai total *initial eigenvalue* pada *Component 1* = 3,043 artinya ($3,043 > 1$). Sehingga *component 1* menjadi faktor yang mampu menjelaskan 76,08% varians.

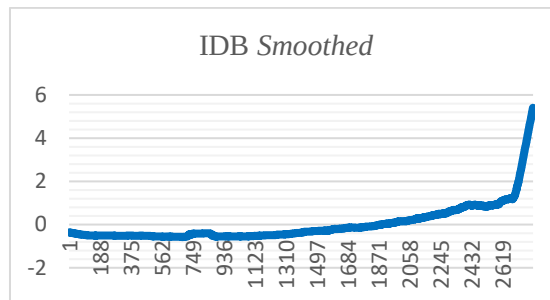
Dengan demikian delapan fitur ekstraksi (variabel) telah tereduksi menjadi empat *component* yang disebut dengan faktor 1 yang dikelompokkan menjadi variabel *range*, standar deviasi, *skewness*, dan kurtosis, berikut ini plot PC-1:



Gambar 5. Plot Principal Compent (PC) 1

Friedman Super Smoother

Plot PC-1 menunjukkan pola titik yang cenderung menaik pada saat akhir periode observasi, pola titik ini merupakan indikator degradasi yang baik untuk dijadikan Indeks Degradasi *Bearing* (IDB) untuk mengetahui sisa usia pakai *bearing*, namun karena plot data PC-1 fluktuatif dan memiliki banyak *noise* maka *noise* pada data akan dihilangkan terlebih dahulu dengan cara dilakukan *smoothing* pada data PC-1 (IDB), berikut ini plot *smoothing* data menggunakan metode *Friedman smoother* dengan *span* = 0,05:



Gambar 6. Plot Indeks Degradasi *Bearing* (IDB) *Smoothed*

Analisis Regresi Kuadratik

Plot IDB *smoothed* pada Gambar 6 memperlihatkan pola menaik pada akhir periode observasi dimana *bearing* mendekati keadaan *failure*. Bentuk ini termasuk pola pada regresi nonlinear. Sehingga, analisis ini menggunakan regresi kuadratik untuk memprediksi sisa usia pakai *bearing*_{1_1} arah horizontal, diketahui variabel X : waktu 1/10 detik (t) dan variabel Y : Indeks Degradasi *Bearing* (IDB) *Smoothed*, berikut ini hasil analisis regresi kuadratik:

Tabel 6. Model Summary

Model Summary			
R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
0,887	0,787	0,787	0,400

Tabel 6 menampilkan nilai *R-Square* yang merupakan nilai koefisien determinasi, didapatkan nilai *R-square* adalah 0,787 (78,7%) nilai ini menunjukkan kedua variabel memiliki tingkat hubungan yang kuat. Nilai *R-Square* = 0,787 artinya variabel bebas X (waktu 1/10 detik (t)) memiliki pengaruh kontribusi sebesar 78,7% terhadap Indeks Degradasi *Bearing* (IDB) *smoothed* dan 21,3% dipengaruhi oleh faktor lain yang tidak dijelaskan oleh variabel IDB *smoothed*.

Tabel 7. Output ANOVA

ANOVA					
	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Regression	1660,810	2	830,405	5187,399	0,000
Residual	448,227	2800	0,160		
Total	2109,038	2802			

Tabel 7 menunjukkan bahwa hasil (*Sig.* = 0,000) artinya $0,000 < 0,05$ sehingga dapat disimpulkan bahwa model regresi nonlinear adalah kuadratik.

Tabel 8. Output Model Regresi Kuadratik

Coefficients					
	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
x	-0,000125	0,000	-1,163	-33,347	0,000
x ** 2	7,271E-09	0,000	1,964		
(Constant)	-0,146	0,023		-6,432	0,000

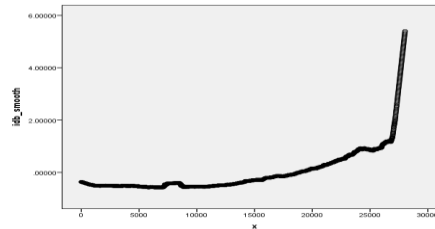
Tabel 8 menunjukkan bahwa variabel x , x^2 , *constant* semuanya memiliki nilai (*Sig.*) = 0,000 artinya ($0,000 < 0,05$) sehingga masing-masing variabel bebas (X) memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel terikat (Y), sehingga dapat disimpulkan bahwa waktu berpengaruh terhadap indeks degradasi *bearing*.

Diperoleh persamaan model regresi kuadratik pada tabel *coefficients* berada pada kolom B

Unstandrize Coefficients yang dihasilkan adalah:

$$\hat{Y} = -0,146 - 0,000125X + 7,271E - 9X^2$$

Interpretasi dari model regresi kuadratik adalah apabila *bearing* sedang tidak beroperasi ($X=0$), maka indeks degradasi *bearing* menurun sebesar 0,146 dan apabila waktu operasi *bearing* bertambah sebanyak satu satuan ($X=1$) maka indeks degradasi *bearing* akan menurun sebesar 0,000125 dan meningkat secara kuadratik sebesar $7,271E-9$.



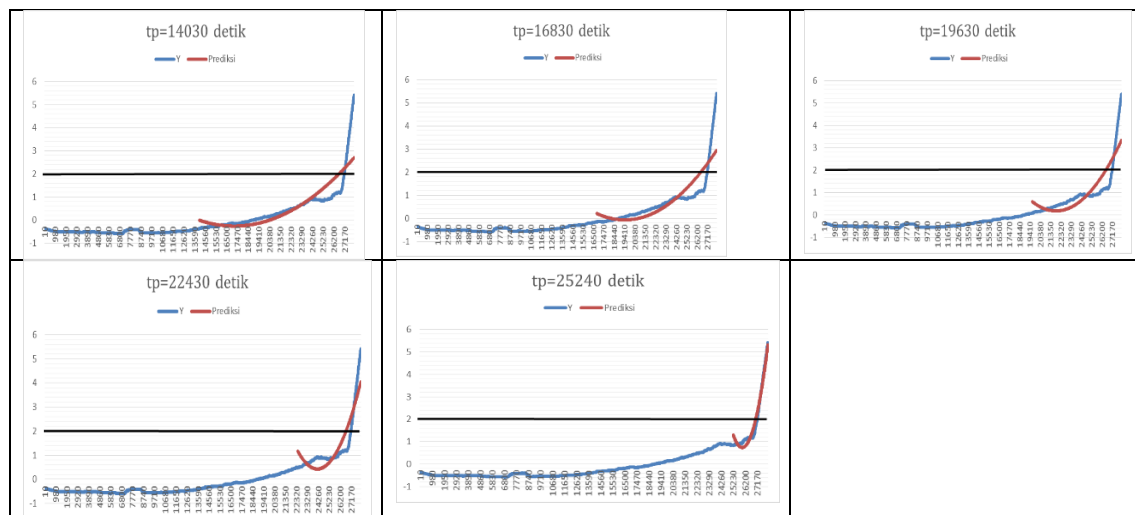
Gambar 8. Scatter Plot IDB Smoothed

Gambar 8 *scatter plot* memperlihatkan di saat data berjalan selama 50% data mulai semakin naik yang menandakan mulai ada kerusakan pada *bearing*, pada saat 50% dari data berjalan akan dilakukan analisis selanjutnya untuk memprediksi sisa usia pakai *bearing*, time prediction (tp) dimulai pada saat 50%, 60%, 70%, 80% dan 90% dari siklus hidup *bearing*.

Remaining Useful Life

Menentukan Ambang Batas Kegagalan

Untuk mendapatkan prediksi sisa usia pakai *bearing* menggunakan RUL maka terlebih dahulu ditetapkan nilai ambang batas (*threshold*). Berdasarkan hasil prediksi regresi kuadratik pada tp= 50% (14030 detik), 60% (16830 detik), 70% (19630 detik), 80% (22430 detik), dan 90% (25240 detik) peneliti menetapkan nilai *threshold*=2, berikut ini plot hasil prediksi:



Gambar 9. Grafik Prediksi RUL *Bearing* menggunakan Regresi Kuadratik

Menentukan Prediksi Kerusakan *Bearing*

Dengan menggunakan persamaan (21), (22) dan (23) untuk mendapatkan nilai aktual RUL, prediksi RUL dan RUL error (hasil dalam detik), berikut ini hasil dari perhitungan actual RUL, prediksi RUL dan RUL *error*:

Tabel 9. Prediksi RUL *Bearing*

<i>tp</i>	Aktual RUL	Prediksi RUL	RUL <i>error</i>	RMSE
14030	13140	12640	500	0,478179
16830	10340	9740	600	0,502731
19630	7540	6930	610	0,520898
22430	4740	4290	450	0,480998
25240	1930	1810	120	0,215577

Dari hasil data di atas, terlihat bahwa sisa usia pakai *bearing* kejadian sebenarnya (aktual RUL) lebih lambat mengalami kerusakan dibanding dengan prediksi RUL. Pada $tp = 19630$ detik prediksi RUL mengalami kerusakan lebih cepat 10 menit 10 detik (610 detik) dari kejadian sebenarnya (aktual RUL), pada $tp = 19630$ detik memiliki selisih sisa usia pakai *bearing* paling jauh antara kejadian sebenarnya dengan hasil prediksi. Pada $tp = 25240$ detik prediksi RUL mengalami kerusakan lebih cepat 2 menit (120 detik) dari kejadian sebenarnya (aktual RUL), pada $tp = 19630$ detik memiliki selisih sisa usia pakai *bearing* paling dekat antara kejadian sebenarnya dengan hasil prediksi.

D. Kesimpulan

1. Prediksi sisa usia pakai (RUL) *bearing* dimulai pada $tp = 14030, 16830, 19630, 22430$, dan 25240 detik. Nilai aktual RUL dan prediksi RUL pada $tp = 19630$ detik adalah 7540 detik dan 6930 detik, sehingga kerusakan *bearing* pada kejadian sebenarnya lebih lambat terjadi selama 610 detik (10 menit 10 detik) dari hasil prediksi RUL. Pada $tp = 19630$ memiliki selisih sisa usia pakai (RUL) *bearing* paling jauh antara hasil kejadian sebenarnya dengan hasil prediksi RUL. Nilai aktual RUL dan prediksi RUL pada $tp = 25240$ detik adalah 1930 detik dan 1810 detik, sehingga kerusakan *bearing* pada kejadian sebenarnya lebih lambat terjadi selama 120 detik (2 menit) dari hasil prediksi RUL. Pada $tp = 25240$ ini memiliki selisih sisa usia pakai (RUL) *bearing* paling dekat antara hasil kejadian sebenarnya dengan hasil prediksi RUL.
2. Berdasarkan hasil analisis data dari penelitian yang dilakukan dapat disimpulkan bahwa data hasil analisis PCA dapat digunakan untuk memprediksi sisa usia pakai (RUL) *bearing* dengan menggunakan regresi kuadratik. Sisa usia pakai *bearing* kejadian sebenarnya (aktual RUL) lebih lambat mengalami kerusakan dibandingkan dengan hasil prediksi RUL, ini kemungkinan terjadi karena ada beberapa faktor lain yang mempengaruhi pada saat pemakaian atau pemeliharaan yang tidak diperhatikan pada penelitian ini.

Daftar Pustaka

- [1] Atamuradov. V., Medjaher. K., Dersin. P., Lamoureux. B., Zerhoun. N. (2017). Prognostics and Health Management for Maintenance Practitioners - Review, Implementation and Tools Evaluation. *International Journal of Prognostics and Health Management*, **8**, 3-6.
- [2] D.D. Susilo., Widodo .A., Prahasto .T., Nizam .M. (2016). Prognostics of Induction Motor Shaft Based on Feature Importance and Least Square Support Vector Machine Regression. *International Journal Of Automotive And Mechanical Engineering (IJAME)* **1788**, 4-5.
- [3] Damanhuri .E. (1995). *Statistika*. FTSP-ITB: Bandung.
- [4] Jardine. A.K.S., Lin, D., & Banjevic. D. (2006). A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **20**(7), 1483–1510.
- [5] Johnson dan Wichern. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis*. (Six Ed). American: Pearson Prentice Hall.
- [6] K. Medjaher., D. A. Tobon-Mejia., N. Zerhouni. (2012). Remaining Useful Life Estimation of Critical Components with Application to Bearings. *IEEE Transactions on*

- Reliability, Institute of Electrical and Electronics Engineers*, **61**(2), 292 – 302.
- [7] Luedicke, J. (2015). *Friedman's Super Smoother* (Online). (supsmooth_doc.pdf (bc.edu), diakses 27 Juli 2023).
 - [8] Mustika. D. (2021). *Prediksi sisa usia bearing menggunakan Regresi Eksponensial*. Skripsi tidak dipublikasikan. Bandung: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung.
 - [9] Rachmania. N. (2020). *Pemodelan Survival Menggunakan Support Vector Regression (SVR) Pada Data Vibrasi Bearing*. Skripsi tidak dipublikasikan. Bandung: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung.
 - [10] Sudjana, Prof. Dr. (2003). *Teknik Analisis Regresi dan Korelasi*. Bandung: PT. Tarsito.
 - [11] Susetyoko .R., Purwantini .E., L.I. Smith. (2002). *A Tutorial on Principal Components Analysis*. (Online). (http://www.sccg.sk/~haladova/principal_components.pdf, diakses 25 Agustus 2020).
 - [12] Widodo Achmad. (2009). *Application of Intelligent System for Machine Fault Diagnosis and Prognosis*. Semarang: Badan Penerbit Universitas Diponegoro Semarang.
 - [13] Khofifah, H. N. (2022). Robust Spatial Durbin Model (RSDM) untuk Pemodelan Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di Provinsi Jawa Barat. *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 135–142. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i2.522>
 - [14] Nur, F., 1*, A., & Achmad, A. I. (2023). Perbandingan Fuzzy C-Means Clustering dan Fuzzy Possibilistic C-Means Clustering dalam Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Barat Berdasarkan Akses terhadap Sumber Air dan Sanitasi Layak Pada Tahun 2020. 1(1), 27–34. <https://doi.org/10.29313/datamath.v1i1.16>
 - [15] Oktoriandi, D. (2022). Penerapan uji Q Cochran terhadap Atribut Produk Laptop Menggunakan Multiple Response Analysis (MRA). *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 127–134. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i2.521>