

Deteksi Kerusakan Elemen Bola Bantalan Bola Berbasis Sinyal Getaran pada Turbin Angin *Horizontal Axis* Menggunakan *Principal Component Analysis (PCA)*

(Detection of Damage to Ball Bearing Ball Based on Vibration Signal on Axis Horizontal Wind Turbin Using Principal Component Analysis (PCA))

RIFASAKIN

ABSTRACT

A Wind turbines are devices that can be used to change kinetic energy from wind to electrical energy with the help of generators. One component that is often damaged is bearing. Damaged bearings will affect the performance of the wind turbine, so that the energy produced by the generator will decrease. The purpose of this study is to detect damage to spherical elements from ball bearings based on vibration signals on horizontal axis wind turbines with time domain statistical analysis using the Principal Component Analysis (PCA) method. This study uses bearings with normal conditions and bearings that are intentionally damaged on ball elements with a depth of 2 mm and a width of 0.7 mm. Bearing damage detection is carried out using 7 time domain statistical parameters and Principal Component Analysis (PCA). Data retrieval is done using a motor as a substitute for wind with a rotating speed of the shaft at a bearing of 1200 RPM. The bearings used are Self Aligning Double Row, Brand TAM, Series 1208K. The results of the study showed that the PCA domain-based method proposed was successful in reducing data from 7 statistical parameters so as to provide new information (4 PCs) with maximum variance. The data information contained using 2 PCs was 86.421% while with 3 PCs it was 94.463% variance. The Principal Component Analysis (PCA) method is able to clearly identify and classify the differences between normal bearing conditions and the condition of damaged ball elements in horizontal axis wind turbin.

Keywords : wind turbin, ball bearing, statistical parameters, Principal Component Analysis, vibration sinyal.

PENDAHULUAN

Angin merupakan sumber daya terbarukan yang tidak menimbulkan gas buang sehingga tidak menimbulkan efek rumah kaca (Daryanto, 2007). Salah satu pemanfaatan energi angin adalah dengan menggunakan turbin angin. Turbin angin mampu merubah energi kinetik dari angin menjadi energi listrik dengan bantuan generator. Indonesia mempunyai rata-rata kecepatan angin cenderung berubah-ubah sehingga mempercepat kerusakan pada kincir angin. Kerusakan yang terjadi akan mengurangi kinerja dari kincir angin sehingga energi listrik yang dihasilkan akan menurun. Salah satu yang

dapat mempengaruhi kinerja suatu turbin angin adalah kerusakan pada bantalan bola.

Bantalan akan mengurangi gaya gesek yang dihasilkan putaran poros suatu mesin. Komponen kritis ini perlu adanya penanganan khusus dan sejak dini agar kerusakan yang ditimbulkan dari bantalan tidak merambat ke komponen lain yang mengakibatkan suatu mesin mati total (*breakdown*). (Pudyastuti, dkk, 2016). Oleh karena itu dibutuhkan metode untuk mendeteksi kerusakan dini pada bantalan bola. Berbagai metode untuk mendeteksi kerusakan dini suatu bantalan telah dikembangkan oleh banyak peneliti,

diantaranya Pirra, M. dkk. (2011), melakukan penelitian mengenai deteksi kerusakan bantalan *gearbox*. Penelitian dilakukan pada bantalan cacat lintasan dalam dengan ekstraksi parameter statistik dan Principal Component Analysis (PCA). Dong. S, dkk (2013), melakukan penelitian untuk mendeteksi kerusakan bantalan bola. Penelitian ini

Namun demikian penelitian mengenai deteksi cacat elemen bola bantalan pada turbin angin masih jarang dilakukan. *PCA* adalah metode yang dapat digunakan untuk melakukan seleksi, mereduksi dimensi data dan sekaligus juga dapat digunakan untuk mengklasifikasikan kerusakan. Penelitian ini bertujuan mendeteksi kerusakan komponen bola bantalan bola berbasis sinyal getaran pada turbin angin sumbu horizontal dengan analisis statistik domain waktu dengan metode *Principal Component Analysis (PCA)*. Dengan 3 *PC* yang memiliki varians terbesar, dapat digunakan untuk mengklasifikasikan kondisi bantalan normal dan rusak pada turbin angin *horizontal axis*.

Principal Component Analysis (PCA)

Metode PCA merupakan salah satu teknik statistik yang secara linier mentransformasikan sekelompok variabel data asli menjadi sekelompok variabel data substansial yang tidak terkorelasi. Tujuan *PCA* adalah untuk mengurangi dimensi data dengan mempertahankan sebanyak mungkin informasi dari dataset yang asli sehingga semakin sedikit data algoritma data mining akan semakin cepat dan akurasinya menjadi lebih tinggi.

Penyelesaian dengan *PCA* seringkali cukup hanya dengan beberapa *principal component (PC)* untuk menjelaskan struktur data asli. Jika data dalam dimensi asli sulit untuk direpresentasikan melalui grafik, maka dengan dua *PC* atau satu *PC* bisa dicitrakan melalui grafik (Santosa 2007). Misalkan terdapat data dengan susunan sebagai berikut

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1j} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2j} & \dots & x_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{i1} & x_{i2} & \dots & x_{ij} & \dots & x_{in} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mj} & \dots & x_{mn} \end{pmatrix} \quad (1)$$

Hitung nilai rata - rata

$$\mu_{wj} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{ij}, \quad (2)$$

Hitung matriks *covarian* C dari vektor *eigen*

$$\mathbf{C}_x = \frac{1}{m-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \quad (3)$$

Hitung nilai *eigen* λ dan vektor *eigen* $v_i \dots, n$ dari C

$$\mathbf{C}_x \mathbf{P} = \mathbf{P} \mathbf{\Lambda} \quad (4)$$

Dimana $\mathbf{\Lambda} = (\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n \geq 0)$

adalah matriks diagonal yang memiliki *eigenvalues* yang positif dari yang terbesar hingga yang terkecil.

Tentukan variabel baru (*principal component*) dengan mengalikan variabel asli dengan matriks vektor *eigen*.

$$\mathbf{T} = \mathbf{X} \mathbf{P} \quad (5)$$

Parameter Statistik

Terdapat banyak parameter statistik domain waktu yang dapat digunakan untuk mengekstraksi sinyal getaran dalam mendeteksi kerusakan. Penggunaan parameter statistik domain waktu tersebut berdasarkan dari rujukan penelitian yang telah ada sebelumnya dalam meneliti suatu kerusakan suatu bantalan. Beberapa parameter statistik domain waktu yang banyak digunakan dan cocok untuk metode *PCA*. Tabel 1 menunjukkan beberapa penelitian yang menggunakan parameter statistik domain waktu pada suatu bantalan.

TABEL. 1 Tinjauan Penelitian

| Referensi | Objek | Tipe Kerusakan | Fitur | Ekstraksi |
|--------------------------------|---------------|--|---|------------------------------------|
| Malhi, A. dan R.X. Gao, (2004) | Bantalan bola | Deteksi pada <i>inner race</i> , <i>outer race</i> | Minimal, <i>RMS</i> , <i>standard deviation</i> , <i>CRF</i> , <i>IMF</i> , <i>kurtosis</i> | <i>PCA</i> , <i>neural network</i> |

| | | | | |
|--------------------------------------|---------------------|---|---|--|
| Shuang dan Meng (2007) | Rolling bearing | Cacat bantalan pada inner race, outer race | Peak value, mean, standard deviation, sample variance, kurtosis, skewness | PCA, SVM |
| Sakthivel, N.R., dkk. (2010), | Pompa sentrifugal | Cacat bantalan, impeller, cacat seal, dan kavitas | Standard deviation, standard error, mean, median, variance, skewness, kurtosis, range, minimum, maximum, sum | PCA, C4.5 decision tree, bayes net dan naive bayes |
| Guifeng Jia, S. Y. a. C. T., (2011.) | Bantalan bola | Deteksi inner race, outer race, dan elemen bola | Peak value, mean, standard deviation, sample variance, kurtosis, skewness, frequency 1 | PCA, multi-class SVM, FFT |
| Pirra, M. dkk. (2011) | Roll bearing | Kerusakan inner race, elemen roll | Absolute mean, RMS, maksimum peak value | PCA |
| Xi, J., dkk. (2013) | Bantalan bola | Deteksi pada elemen bola, inner race, outer race | Mean value, kurtosis, wavelet packet energy spectrum | PCA, neural network |
| Pudyastuti, dkk (2016) | bantalan bola | Deteksi cacat inner race, outer race, dan elemen bola | Mean, Root Mean Square (RMS), Shape Factor (SP), Skewness (c3), Curtosis (c4), Crest Factor, Estimation, Error, Histogram Upper, Histogram Lower, Root Mean Square Frequency (RMSF), Frequency Center (FC), Root Varian Frequency (RVF), Auto Regression (Ar) 2, Ar 3, Ar 4, Ar 5, Ar 6, Ar 7, Ar 8, Ar 9 | PCA, wavelet, naive bayes |
| Yao, X. dkk. (2017). | Cacat pada bantalan | Inner race, outer race | Variance, kurtosis, mean, standard deviation, skewness, peak, median, RMS, crest faktor, K factor | PCA, wavelet tranform, FFT, neural network |

Dari hasil beberapa tinjauan penelitian pada tabel.1 penelitian sebelumnya fitur ekstraksi statistik yang sering digunakan dan terbukti dapat digunakan secara efektif yaitu : *Standard Deviation, Root Mean Square (RMS), kurtosis, skewness, Peak Value, Variance, Crest Factor.* Fitur-fitur dapat direpresentasikan secara matematis sebagai berikut

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N x_j^2}{N}} \quad (6)$$

$$Var(X) = \sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} (x - \bar{x})^2 \quad (7)$$

$$Standard\ Deviation = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N (x - \bar{x})^2}{N-1}} \quad (8)$$

$$Crest\ Factor = \frac{\max(|x(n)|)}{\sigma} \quad (9)$$

$$Skewness(S) = \frac{1}{N\sigma^3} \sum_{j=1}^N (x - \bar{x})^3 \quad (10)$$

$$Kurtosis = \frac{\sum_{j=1}^N (x - \bar{x})^4}{(\sigma^2)^2} - 3 \quad (11)$$

$$peak\ value = \frac{\max(x) - \min(x)}{2} \quad (12)$$

METODELOGI PENELITIAN

Data sinyal getaran diambil melalui simulator *tes-rig* rusak bantalan bola pada turbin angin seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1. Simulator ini bertujuan untuk mempermudah pengamatan bantalan bola yang ada pada turbin angin sumbu horizontal. *Test rig* rusak bantalan pada turbin angin terdiri dari beberapa komponen utama diantaranya satu set turbin angin sumbu horizontal dan motor listrik penggerak sebagai pengganti tenaga angin. Bantalan bola yang digunakan dalam penelitian adalah bantalan kondisi normal dan kondisi rusak pada elemen bola. Rusak pada bantalan bola dengan lebar 7 mm dan kedalaman 2 mm. Pengujian dilakukan pada bantalan bola jenis Self Aligning Double Row, Merk TAM, Seri 1208K dengan kecepatan putar bantalan 1200 RPM.

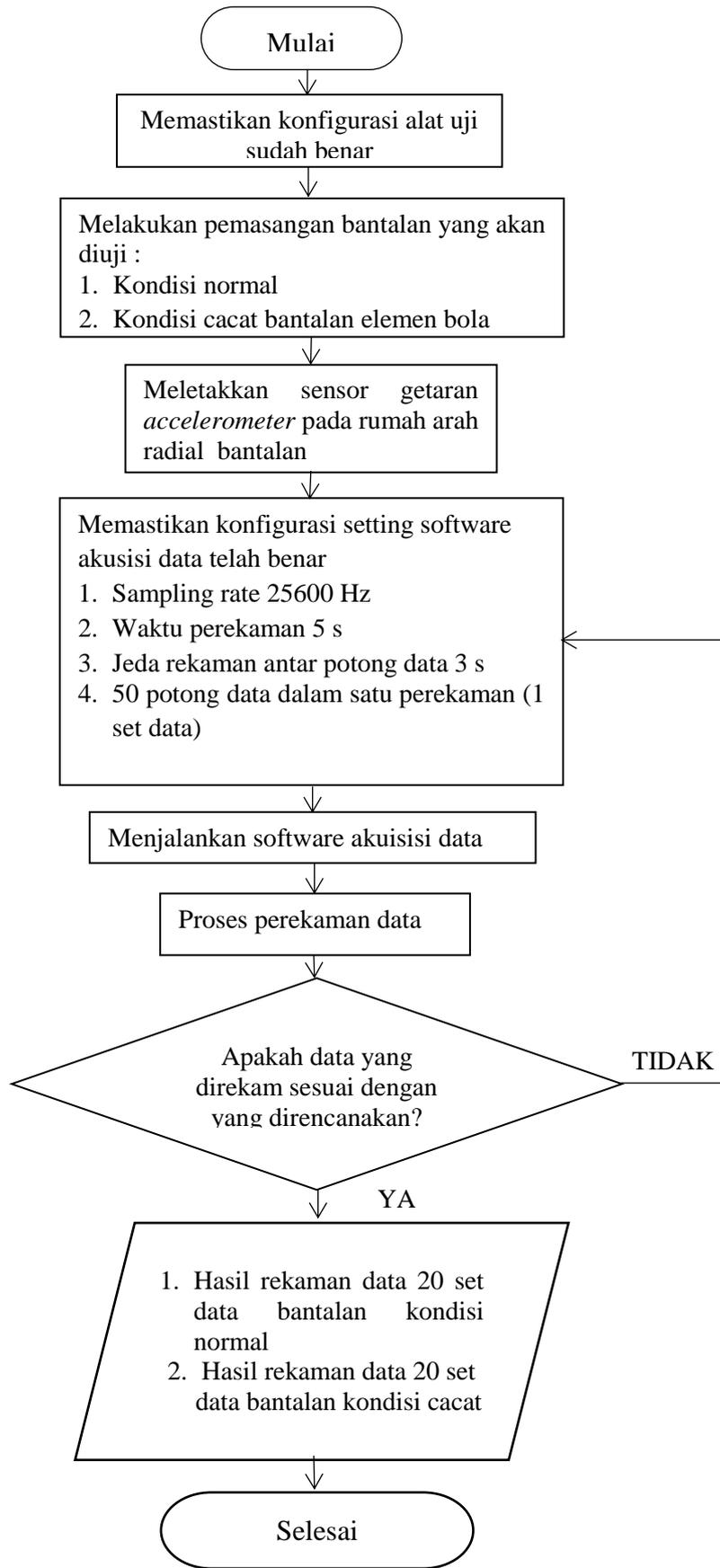
Diagram alir proses penelitian dapat dilihat pada Gambar 2. Penelitian ini dimulai dengan melakukan identifikasi masalah yang telah disebutkan pada latar belakang penelitian yang kemudian diuji dengan *test-rig*. Setelah itu dilakukan proses akuisisi data sinyal *vibrasi* sebanyak 1000 *file* pada setiap kondisi bantalan. Banyaknya data yang diambil bertujuan untuk

membuktikan dengan menggunakan metode *PCA*, data yang banyak tersebut dapat direduksi sehingga mengurangi besarnya dimensi menjadi dimensi yang lebih kecil tanpa kehilangan informasi yang signifikan. Hasil dari penelitian ditutup dengan hasil dari diagnosis berupa kesimpulan dan saran.

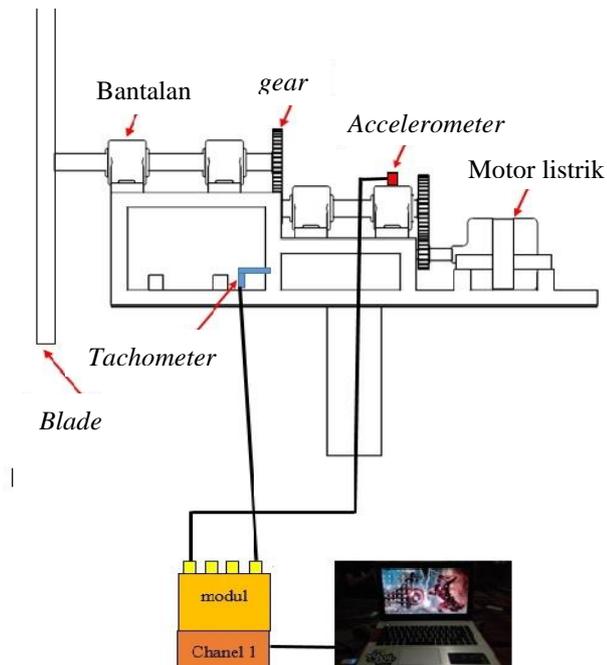
Gambar 3 merupakan skematik rangkaian simulator uji yang menunjukkan lokasi pemasangan *accelerometer* dan sistem akuisisi data yang digunakan dalam merekam sinyal getaran pada bantalan bola turbin angin sumbu horizontal. Skema akuisisi data dapat dilihat seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 4. Untuk setiap kondisinya perekaman dilakukan sebanyak 1000 *file*, dengan waktu 5 detik setiap *file* nya dan jeda selama 3 detik. Kecepatan putar poros turbin angin diatur konstan sebesar 1200 *rpm*. *Sampling rate* yang digunakan pada penelitian ini disesuaikan sebesar 25600 Hz. Sensor yang digunakan berupa *accelerometer type 4507* yang diletakkan pada sisi aksial rumah bantalan turbin angin. Sensor tersebut dihubungkan ke perangkat akuisisi data *NI 9234* yang terpasang pada *chassis NI Compact DAQ 9174* dan terhubung dengan laptop yang memiliki *software Matlab* untuk menyimpan data akuisisi.



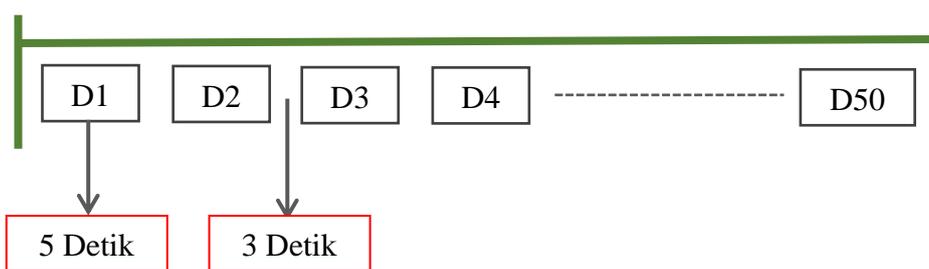
Gambar. 1 *Test-rig* bantalan turbin angin



Gambar.2 Diagram Alir Penelitian



Gambar.3 Skema Alat Uji



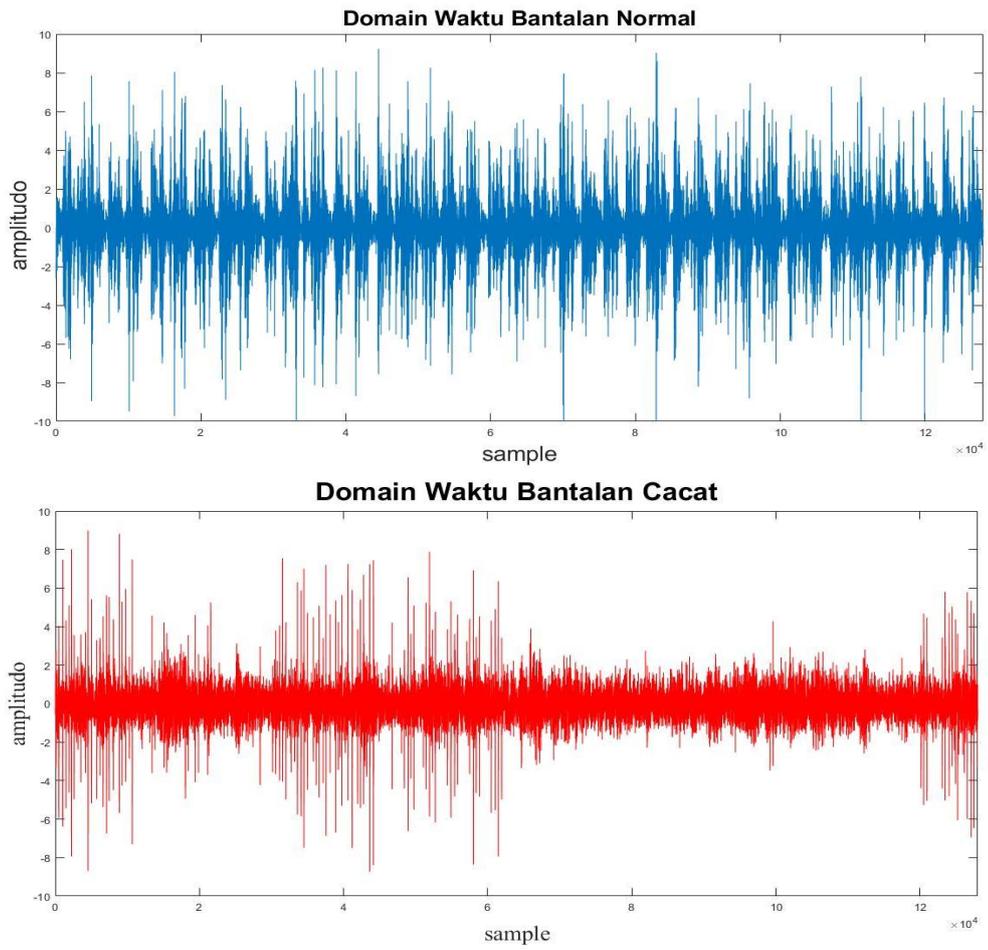
Gambar.4 Skema Jumlah Pengambilan Data

HASIL DAN PEMBAHASAN

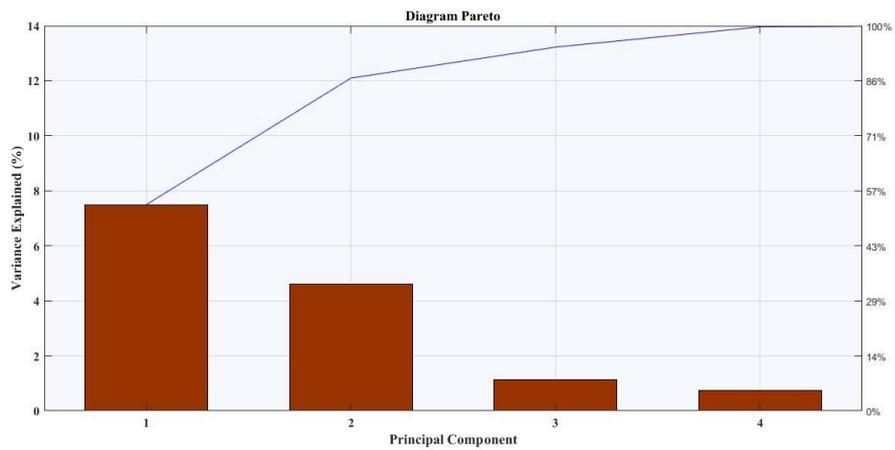
Data mentah dari sinyal getaran masih sangat sulit membedakan sinyal kondisi bantalan normal dan kondisi sinyal bantalan rusak dikarenakan cacat elemen bola pada bantalan mempunyai amplitudo yang kecil seperti ditunjukkan pada gambar 5. Dalam mendukung analisis yang dilakukan dalam domain waktu parameter statistik sering kali digunakan untuk memperjelas perubahan yang terjadi akibat kerusakan dari sebuah bantalan.

Tujuh parameter statistik yang diterapkan dianalisa dan dibandingkan pada setiap kondisinya, yaitu bantalan kondisi normal dan bantalan kondisi rusak. Akan tetapi dari tujuh parameter statistik yang diterapkan tidak

semuanya dapat memberikan informasi dengan jelas pada masing – masing kondisi bantalan. Oleh karena itu perlu digunakan metode PCA untuk mentranspos data dari data asalnya, yaitu data yang dihasilkan dari ekstraksi parameter statistik .



Gambar.5 Sinyal getaran domain waktu



Gambar.6 Diagram pareto 4 PC

Tabel.2 Kontribusi parameter statistik masing – masing *principal component*

| Parameter | PC1 | PC2 | PC3 | PC4 |
|---------------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| <i>RMS</i> | 0,5358 | -0,1397 | -0,1377 | -0,0027 |
| <i>SD</i> | 0,5358 | -0,1397 | -0,1377 | -0,0027 |
| <i>Peak Value</i> | 0.3160 | 0,4993 | 0,2644 | -0,2436 |
| <i>Kurtosis</i> | 0,0726 | 0,4851 | -0,2325 | 0,8398 |
| <i>Variance</i> | 0,5360 | -0,1394 | -0,1352 | -0,0046 |
| <i>Crest Factor</i> | 0,1263 | 0,5913 | 0,3357 | -0,2586 |
| <i>Skewness</i> | 0,1320 | -0,3272 | 0,8408 | 0,4104 |

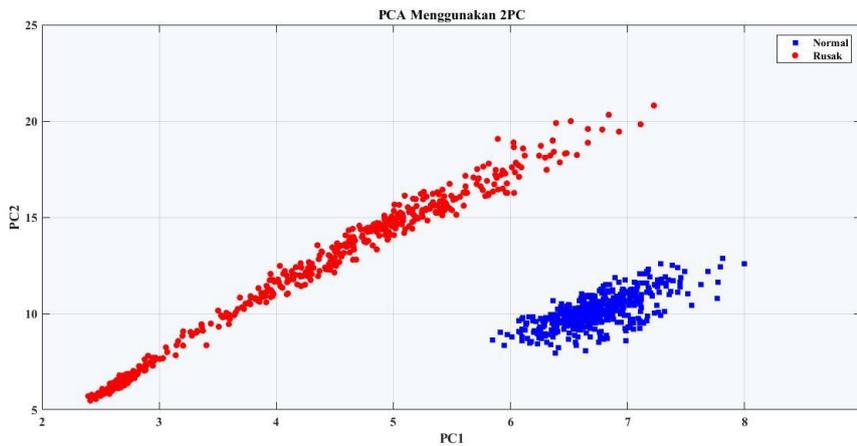
Hasil ekstraksi 7 parameter statistik dengan total data yang digunakan adalah 1000 data. 500 data digunakan untuk *testing* dan 500 lainnya digunakan untuk *training*. Data *training* dinormalisasi dan dilatih dari tiap kondisi dengan menggunakan *PCA* dan akan menghasilkan data *loading* matriks. Setelah itu, *loading* matriks dikalikan dengan data *testing* pada setiap kondisi sehingga menghasilkan *score* yang digunakan untuk mengklasifikasikan kondisi bantalan normal dan kondisi bantalan rusak.

Hasil perhitungan menghasilkan diagram yang ditunjukkan pada gambar.6 dimana PC1 menyimpan data dengan nilai varians sebesar 53.557%, PC2 menyimpan data dengan nilai varians sebesar 32.864%, PC3 menyimpan data varians sebesar 8.042%, dan PC4 menyimpan data varians sebesar 5.252%. Jumlah varians data dari 3 PC sebesar 94.463%, sudah mampu memberikan informasi yang cukup untuk mewakili semua data.

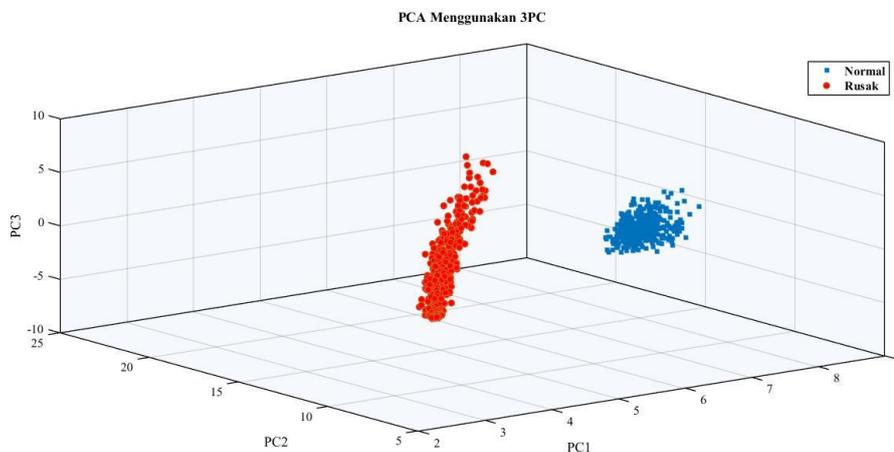
Hasil dari diagram pareto dapat dilihat kontribusi 7 parameter statistik pada masing-masing PC. Pada tabel 2 , tiap parameter mempunyai karakteristik yang berbeda untuk memberikan tingkat kontribusi. Hasil data yang dominan pada PC1 adalah parameter statistik *RMS*, *standard deviation*, dan *variance*. Nilai data yang dominan di PC2 adalah *peak value*, *kurtosis*, dan *crest factor*. Pada PC3 adalah *skewness*, dan pada PC4 adalah *kurtosis*. Nilai data pada tabel tersebut merupakan nilai data tertinggi yang menyampaikan informasi terbesar dari setiap dataset pada masing – masing parameter statistik setelah di standarisasi dan dilakukan *PCA*. PC 1 dan PC 2

dari diagram pareto menyimpan informasi data varians paling besar yaitu 86,421 % dari 100 %.

Hasil klasifikasi dengan menggunakan 2 PC pada gambar.7, dari penggunaan 2 PC tersebut sudah mampu untuk membedakan antara kondisi bantalan normal dan kondisi bantalan rusak, akan tetapi pada kondisi rusak terlihat data masih belum berkelompok. Oleh karena itu perlu ditambahkan lagi satu PC untuk memberikan informasi lebih pada varians data.



Gambar.7 Klasifikasi menggunakan 2 PC



Gambar.8 Klasifikasi menggunakan 3 PC

Agar informasi yang didapat pada klasifikasi *PCA* semakin akurat, maka perlu dilakukan penambahan satu PC lagi, yaitu PC ke 3 yang mempunyai nilai sebesar 8,042% varians data sehingga informasi pada data menjadi 94,463%. Gambar.8 Menunjukkan adanya perbedaan dari gambar 8 , terlihat data pada kedua kondisi sudah berkelompok dan tidak ada data yang saling *overlap*. Hasilnya terlihat jelas bahwa *PCA* berhasil mengklasifikasi antara kondisi bantalan normal dan kondisi bantalan rusak. Hal ini disebabkan oleh penambahan PC 3 yang berhasil menambah jumlah varians data. Hasil ini sesuai dengan temuan Kamiel (2015) dan dasar teori, semakin besar jumlah varians yang disimpan di dalam PC, maka akan memberikan akurasi identifikasi yang lebih tinggi.

KESIMPULAN

Setiap parameter statistik domain waktu menghasilkan karakteristik dan informasi statistik yang berbeda terhadap distribusi sinyal getaran, yaitu :

- Root Mean Square, Standard Deviation, skewness, variance* mampu membedakan dengan jelas kondisi bantalan normal dan kondisi bantalan rusak.
- Peak value, kurtosis, crest factor* tidak dapat membedakan dengan jelas pada kedua kondisi bantalan

Hasil tranformasi data sinyal getaran kedalam *PCA* menunjukkan bahwa, metode ini berhasil dalam memisahkan informasi yang sama dari 7 parameter statistik untuk menghindari penumpukan data saat klasifikasi, sehingga menghasilkan PC baru dengan nilai

varians maksimum. PCA mampu mengidentifikasi dan mengklasifikasi dengan jelas perbedaan antara kondisi bantalan normal dan kondisi bantalan rusak elemen bola, dengan informasi data yang terkandung 86,421 % varians dari 2 PC akan tetapi masih ada data yang belum mengelompok pada kondisi bantalan rusak. Sedangkan dengan 3 PC data terlihat jelas dan mengelompok pada masing-masing kondisi, dengan informasi data yang terkandung 94,463% varians.

DAFTAR PUSTAKA

- Daryanto (2007) '*Kajian Potensi angin Untuk Pembangkit Listrik Tenaga Bayu*', (April)
- Dong, S, dkk (2013) Bearing degradation process prediction based on the PCA and optimized LS-SVM model, *Measurement*, doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.measurement.2013.06.038>
- Fathurrohman, M. (2017) 'Diagnosa Kerusakan Bantalan Bola Menggunakan Metode Support Vector Machine'.
- Guifeng Jia, S. Y. a. C. T., (2011) 'Fault Diagnosis of Roller Bearing Based on PCA and Multi-class Support Vector Machine'. *Wuhan China, Huazhong Agricultural University* pp. 195-205.
- Kamiel, Berli P., (2015). 'Impeller Fault Detection for a Centrifugal Pump Using Principal Component Analysis of Time Domain Vibration Features'. *Department of Mechanical Engineering, Bentley: Curtin University*.
- Malhi, A. dan R.X. Gao, (2004) 'PCA-based Feature Selection Scheme for Machine Defect Classification. *Instrumentation and Measurement*, IEEE Transactions on. **53**(6): p. 1517-1525.
- Pirra, M. dkk. (2011) 'PCA algorithm for detection, localisation and evolution of damages in gearbox bearings', *Journal of Physics: Conference Series*, 305(1). doi: 10.1088/1742-6596/305/1/012019.
- Pudyastuti, D., dkk. (2016) 'Diagnosa Kerusakan Bearing Menggunakan Principal Component Analysis (PCA) dan Naïve Bayes Classifier', *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 6(2), p. 114. doi: 10.21456/vol6iss2pp114-123.
- Sakthivel, N.R., dkk. (2010), 'Vibration Based Fault Diagnosis of Monoblock Centrifugal Pump Using Decision Tree'. *Expert Systems with Applications*, 2010. 37(6): p. 4040-4049.
- Santosa B., (2007), *Data Mining (Teori dan Aplikasi)*, Graha Ilmu, Yogyakarta.
- Xi, J., dkk. (2013). 'New Fault Diagnosis Method for Rolling Bearing Based on PCA'. in *Control and Decision Conference (CCDC), 2013 25th Chinese*. 2013.
- Yao, X. dkk. (2017). 'Improving Rolling Bearing Fault Diagnosis by DS Evidence Theory Based Fusion Model', *Journal of Sensors*, 2017. doi: 10.1155/2017/6737295.