

# Program Studi Teknik Mesin

## Lembar Persetujuan Naskah Publikasi dan Abstrak Tugas Akhir (TA)

Judul TA:	<b>Identifikasi Masalah Campuran Bahan Bakar Mesin Vespa Super Menggunakan Getaran Berbasis Metode Pengenalan Pola (Pattern Recognition) PCA (Principal Component Analysis)</b>
Judul Naskah Publikasi:	<b>Identifikasi Masalah Campuran Bahan Bakar Mesin Vespa Super Menggunakan Getaran Berbasis Metode Pengenalan Pola (Pattern Recognition) PCA (Principal Component Analysis)</b>
Nama Mahasiswa:	<b>Hafiz Syahputra</b>
NIM:	<b>20130130023</b>
Pembimbing 1:	<b>Berli P. Kamiel, S.T., M.Eng.Sc., Ph.D.</b>
Pembimbing 2:	<b>Drs. Sudarisman, M.S.Mechs., Ph.D</b>

Hal yang dimintakan persetujuan \*:

<input type="checkbox"/> Abstrak berbahasa Indonesia	<input type="checkbox"/> Naskah Publikasi	<input type="checkbox"/> .....	<input type="checkbox"/> .....
<input type="checkbox"/> Abstrak berbahasa Inggris	<input type="checkbox"/> .....	<input type="checkbox"/> .....	<input type="checkbox"/> .....

\*beri tanda  $\surd$  di kotak yang sesuai

Tanda Tangan  
Nama Mahasiswa

Tanggal

### Persetujuan Dosen Pembimbing dan Program Studi

Disetujui

Tanda Tangan  
Dosen Pembimbing

Tanggal

Tanda Tangan  
Ketua/Sekretaris Program Studi

Tanggal

Formulir persetujuan ini mohon diletakkan pada lampiran terakhir pada naskah TA.

# Identifikasi Masalah Campuran Bahan Bakar Mesin Vespa Super Menggunakan Getaran Berbasis Metode Pengenalan Pola (*Pattern Recognition*) PCA (*Principal Component Analysis*)

Hafiz Syahputra<sup>a</sup>, Berli P. Kamiel<sup>a</sup>, Sudarisman<sup>a</sup>

<sup>a</sup>Teknik Mesin, Universitas Muhammadiyah Yogyakarta,  
 Jl. Brawijaya, Tamantirto, Bantul, Yogyakarta 55183  
[hafizsyahputra325@gmail.com](mailto:hafizsyahputra325@gmail.com)

---

## Abstrak

Sepeda motor VESPA adalah alat transportasi roda dua yang banyak digunakan untuk menunjang aktifitas sehari-hari. Bagian mesin VESPA terdapat karburator yang berfungsi untuk mengatur campuran udara dan bahan bakar. Kesalahan setelan karburator sering terjadi karena dilakukan secara mekanis. Diperlukan suatu metode untuk deteksi kesalahan campuran bahan bakar yaitu *Principal Component Analysis* (PCA). Penelitian ini bertujuan menerapkan metode PCA untuk mendeteksi kesalahan campuran bahan bakar pada mesin VESPA Super 150cc 2 tak. Penelitian ini menggunakan karburator *sprint spaco dellorto 20 20* dengan tiga variasi campuran, yaitu kaya bahan bakar, miskin bahan bakar dan normal. Mesin vespa dihubungkan dengan modul tipe NI-9234 terpasang pada chassis NI-DAQ-9174 dan *accelerometer* Bruel & Kjaer tipe 4507 B. Kecepatan putaran mesin 2200 rpm pada setiap kondisi diukur menggunakan *tachometer*. Pengambilan *script* data menggunakan aplikasi NI-MAX. Selanjutnya mengekstraksi data domain waktu menggunakan parameter statistik *Standard Deviation*, *Root Mean Square* (RMS), *Kurtosis*, *Skewness*, *Peak Value*, *Variance*, dan *Crest Factor* diolah menggunakan Matlab R2016a untuk analisa PCA. Hasil ekstraksi dari tujuh parameter statistik domain waktu menunjukkan hasil yang beragam, sehingga masih belum efektif untuk mendeteksi kesalahan campuran bahan bakar. Selanjutnya digunakan PCA dengan PC1 dan PC2, namun belum mendapatkan hasil yang optimal. Kemudian ditambahkan PC3, hasilnya dapat mengkalsifikasikan dengan baik antara kondisi campuran normal, kaya dan miskin bahan bakar dengan menggunakan parameter statistik domain waktu yang menghasilkan nilai persentase sebesar 96,26% varians data.

**Kata kunci:** Kesalahan campuran bahan bakar, sinyal getaran, pengenalan pola, domain waktu, *Principal Component Analysis* (PCA).

---

## 1. PENDAHULUAN

Sepeda motor adalah alat transportasi roda dua yang banyak digunakan oleh masyarakat dalam menunjang aktifitas sehari-hari. Sepeda motor ada berbagai macam jenis, seperti motor cub, road bike, sport, off road, dan skuter. Skuter banyak digunakan karena penggunaannya yang praktis, jenis skuter yang masih digunakan sejak tahun 60-an sampai sekarang adalah VESPA.

Bagian mesin VESPA terdapat alat yang berfungsi untuk mengatur masuknya campuran udara dan bahan bakar ke mesin yang dinamakan karburator. Setelan karburator perlu dilakukan untuk mendapatkan campuran bahan bakar dan udara yang ideal agar performa dan konsumsi bahan bakar VESPA menjadi optimal dan kondisi mesin tetap terjaga.

Kesalahan setelan campuran bahan bakar dan udara sering terjadi karena dilakukan secara mekanis dengan cara memutar baut pengatur campuran bahan bakar dan udara pada karburator yang membutuhkan keahlian khusus. Cara yang umum digunakan oleh mekanik untuk mendeteksi kesalahan adalah dengan melihat asap knalpot dan mendengarkan suara mesin. Hal ini tentu saja membutuhkan seorang mekanik yang terlatih dan berpengalaman.

Oleh karena itu dibutuhkan sebuah metode yang mudah digunakan untuk mendeteksi kesalahan tes tanpa bantuan dari mekanik yang mempunyai keahlian khusus.

Deteksi kebenaran atau kesalahan berbasis getaran telah banyak dan terbukti berbasis digunakan untuk mendeteksi kebenaran atau kesalahan pada berbagai jenis mesin rotary.

Metode deteksi dini yang telah dikembangkan dalam mendiagnosis cacat pada mesin adalah dengan pemantauan sinyal getaran. Metode ini efektif dalam mendeteksi kerusakan pada pemesinan yang berputar (Scheffer, dkk. 2004). Dari penelitian yang pernah dilakukan, metode berbasis sinyal getaran digunakan untuk mendeteksi cacat pada bantalan bola seperti domain frekuensi dan domain waktu.

Menurut Suhardjono (2005), dua metode yang banyak digunakan untuk mendeteksi cacat bantalan adalah metode sepektrum frekuensi dan analisis envelope. Penelitian kerusakan bantalan oleh Aji (2007) menggunakan metode sepektrum frekuensi untuk membandingkan karakteristik sinyal getaran bantalan normal dan cacat. Bantalan yang mengalami cacat pada lintasan luar akan meningkatkan amplitudo getaran yang dominan pada daerah frekuensi 3xBPFO (197,5 Hz), sedangkan pada lintasan dalam akan meningkatkan amplitudo getaran dominan pada daerah 4xBPFI (435 Hz).

Dwi (2017) melakukan penelitian mendeteksi kerusakan pada bantalan bola lintasan dalam. Peneliti menggunakan metode analisis envelope dengan variasi kecepatan putaran poros 1000 RPM, 1200 RPM, 1400 RPM, 1600 RPM. Hasil plot spektrum frekuensi dan spektrum envelope yang menunjukkan munculnya nilai frekuensi dari cacat bantalan. Hasil plot spektrum envelope muncul frekuensi dari cacat bantalan yang mendekati hasil dari perhitungan menggunakan rumus BPFI dengan diikuti 3 kali harmoniknya. Namun, dibutuhkan metode deteksi berbasis getaran yang menggunakan spektrum dan envelope masih menggunakan operator dengan keahlian khusus.

Terdapat metode lain yang lebih mudah digunakan dan tidak membutuhkan operator dengan keahlian khusus. Metode tes adalah metode yang berbasis pengenalan pola (pattern recognition) dari sinyal getaran. Salah satu metode analisis statistik domain waktu sinyal getaran adalah Principal Component Analysis (PCA). Penerapan metode PCA ini dipilih karena selain digunakan untuk mempertahankan sebanyak mungkin informasi dari dataset juga berguna untuk mendapatkan klasifikasi yang lebih akurat dan lebih cepat. Metode PCA sudah banyak digunakan untuk mendeteksi kerusakan pada mesin, seperti cacat pada bantalan. Pudyastuti, dkk. (2016) dalam penelitiannya mengemukakan bahwa hasil yang didapat dari deteksi bantalan bola menggunakan proses reduksi PCA dan data diklasifikasi menggunakan metode klasifikasi Naive Bayes diperoleh tingkat akurasi yang mencapai 100%.

Fathurrohman (2017) melakukan penelitian diagnosa kerusakan bantalan bola dengan empat variasi kondisi bantalan bola, yaitu: cacat lintasan dalam, cacat pada bola, cacat lintasan luar, serta bantalan normal. Data sinyal didapatkan dari pengukuran sinyal getaran dengan frekuensi sampling 20 kHz pada putaran konstan 1400 rpm. Ekstraksi fitur dilakukan pada sinyal getaran domain waktu menggunakan beberapa fitur statistik, yaitu: RMS, variance, standar deviasi, crest factor, shape factor, skewness, dan kurtosis. Transformasi PCA digunakan untuk memanfaatkan hasil ekstraksi dari parameter statistik tersebut. Klasifikasi PCA diselesaikan menggunakan perangkat lunak MATLAB 2016a dan akurasi model pelatihan didapatkan sebesar 97,5% varians. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode klasifikasi PCA mampu digunakan untuk mendiagnosis kerusakan pada bantalan bola.

Metode PCA telah banyak digunakan untuk mendeteksi kerusakan dengan menganalisa getaran yang terjadi pada mesin rotary. Berhubung metode PCA telah banyak digunakan pada bearing dan belum ada yang menggunakan pada campuran bahan bakar, tentu metode PCA akan membantu menyelesaikan masalah pada campuran bahan bakar tanpa bantuan seorang ahli yang khusus.

## 2. METODE

Metode yang dilakukan dalam penelitian ini menggunakan sinyal getaran untuk mendeteksi kesalahan campuran bahan bakar. Getaran yang terjadi pada setiap variasi kesalahan di deteksi menggunakan sensor accelerometer (sensor getaran). Sensor accelerometer ditempelkan menggunakan wax (perekat) pada bagian mesin yang terdekat dengan karburator dengan arah sumbu vertikal. Respon getaran dari sensor accelerometer

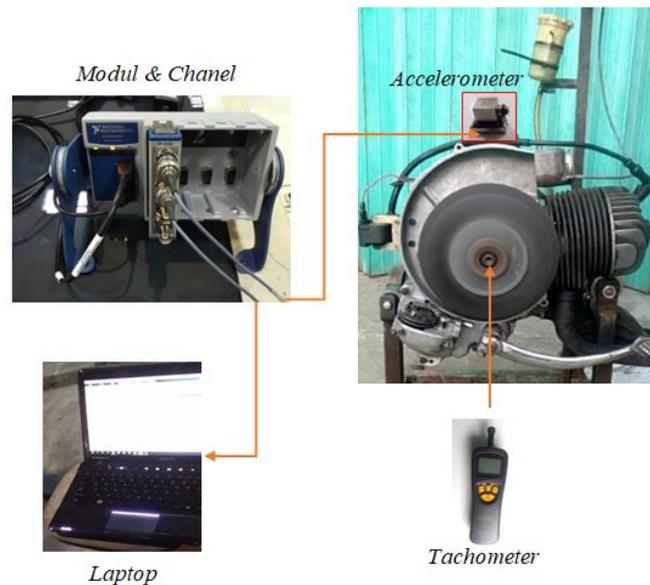
akan direkam oleh data akuisisi yang terpasang pada chassis modul data akuisisi yang kemudian akan disimpan dan ditampilkan di laptop pada software Matlab dengan metode analisis Principal Component Analysis berdasarkan domain waktu.

### 2.1 Alat dan Bahan Penelitian

1. Karburator Vespa Sprint Spaco Dellorto 20 20
2. Mesin Vespa Super 150cc
3. Tool Set Mekanik
4. Tachometer
5. Accelerometer
6. Modul Data Akuisisi
7. Chassis Modul Data Akuisisi
8. Kabel Konektor Accelerometer
9. Kabel USB
10. Softeare NI MAX
11. Software Matlab R2016a

### 2.2 Skema Alat Uji

Berikut merupakan skema alat uji ketika dilakukan pengambilan data :



Gambar 2.1 Skema Alat uji Kesalahan Campuran Bahan Bakar

Skema pengujian yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu mesin vespa dihubungkan dengan modul dan sensor accelerometer yang sudah tersambung dengan laptop. Sensor accelerometer terpasang pada karburator yang berfungsi untuk mendeteksi getaran dan putaran mesin yang diteliti yaitu pada 2200 rpm diukur menggunakan tachometer.

### 2.3 Proses Pengambilan Data

Kecepatan putaran mesin pada setiap kondisi yaitu pada 2.200 rpm. Tahapan proses pengambilan data getaran pada campuran bahan bakar motor bakar vespa menggunakan parameter statistik yang serupa yaitu :

1. Mempersiapkan motor bakar vespa yang sudah siap diuji. Dengan menyetel tiga kondisi campuran bahan bakar.

2. Merekam data sinyal getaran akibat pengapian menggunakan *accelerometer* pada data modul di chanel 0.
3. Merekam data sinyal getaran dilakukan menggunakan software Matlab R2016a dengan proses perekaman data sebagai berikut :
  - a. Jumlah file 50 data untuk 1 set.
  - b. Waktu perekaman 10 detik untuk setiap file.
  - c. Jeda waktu perekaman yaitu 2 detik untuk setiap file.
  - d. Sampling rate 17.066 Hz.
4. Menyimpan file hasil rekaman sinyal getaran bantalan dari data akuisisi dalam bentuk file dengan ekstensi .mat.

## 2.4 Perekaman Data

Dalam penelitian ini, data yang diperoleh sebanyak 50 file data setiap satu kali perekaman (1 set data). Setiap satu file data direkam dengan durasi waktu 10 detik antara satu file data dengan potongan data yang lain. Dalam penelitian ini ada 3 kondisi perekaman yaitu kondisi campuran bahan bakar dan udara normal, kaya dan miskin bahan bakar. Data akuisisi ini digunakan sebagai indikator dalam mendeteksi kondisi campuran bahan bakar yang terjadi pada mesin vespa. Jumlah data yang digunakan adalah sebanyak 500 data pada tiga kondisi.

## 2.5 Tahap Analisis data

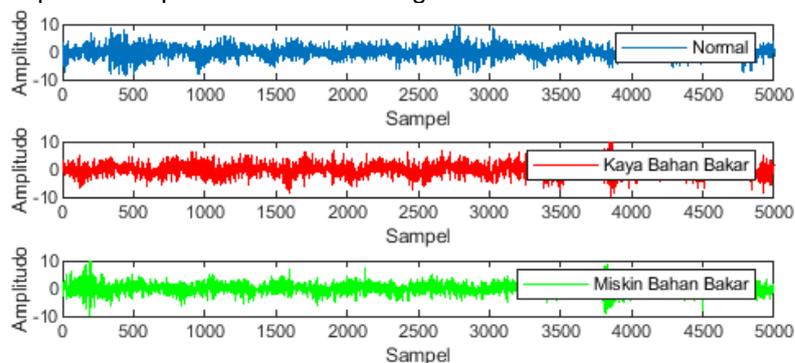
Langkah-langkah yang dilakukan pada saat melakukan analisis data adalah sebagai berikut :

1. Memproses data sinyal getaran campuran bahan bakar dengan variasi kondisi yang telah terekam pada data akuisisi sebanyak 10 set data per kondisi campuran bahan bakar dengan ekstensi matlab (.mat) menggunakan *script* matlab.
2. Menampilkan plot grafik pada domain waktu untuk setiap kondisi campuran.
3. Mengekstraksi data domain waktu dengan menggunakan parameter statistik, yaitu : *Standard Deviation, Root Mean Square (RMS), kurtosis, skewness, Peak Value, Variance, Crest Factor* untuk analisa (PCA).
4. Membagi data yang sudah terekstrasi ke dalam set data training dan set data testing agar proses deteksi kerusakan data dapat mengklasifikasi baik domain waktu.
5. Melakukan pemodelan data yang sudah dibagi ke data training dan testing menggunakan model PCA.
6. Set data yang sudah diproses dengan PCA.
7. Mengklasifikasi *principal component* baru, sehingga akan secara otomatis terbagi kedalam tiga kategori yaitu kategori campuran bahan bakar normal, campuran kaya bahan bakar, dan campuran miskin bahan bakar.

# 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

## 3.1 Analisis Analisis Data

Akuisisi data sinyal getaran pada penelitian ini dilakukan dengan tiga variasi kondisi, yaitu kondisi campuran bahan bakar normal, kaya dan miskin bahan bakar. Hasil akuisisi data pada setiap variasi kondisi menghasilkan 500 file data.



Gambar 3.1 Hasil Plot Data Dalam Domain Waktu

Perbandingan nilai amplitudo dari sinyal getaran pada setiap kondisi ditampilkan pada Gambar 3.1. Dapat terlihat bahwa hasil plot sinyal getaran pada setiap kondisi berbeda. Kondisi campuran bahan bakar normal memiliki *range* amplitudo yang lebih besar, diikuti oleh kondisi kaya bahan bakar, dan kondisi campuran miskin bahan bakar terlihat memiliki *range* amplitudo yang paling kecil. Sehingga perlu dilakukan analisa lebih lanjut, yaitu dengan menggunakan parameter statistik.

### 3.2 Analisis Parameter Statistik

**Tabel 3.1 Parameter statistik yang digunakan dalam pengolahan data**

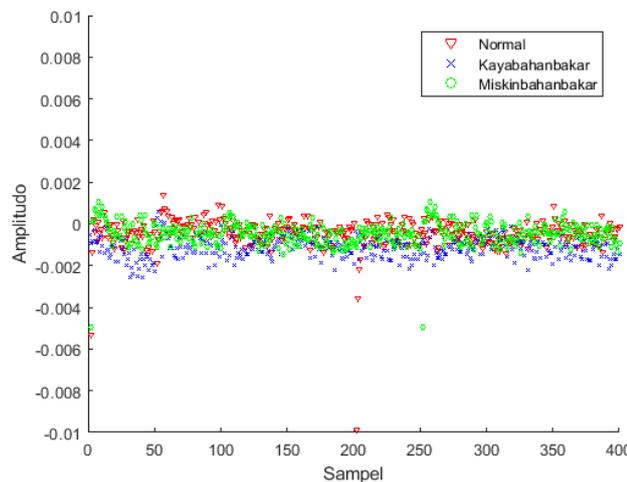
No	Domain Waktu	Perintah Matlab
1.	<i>Mean</i>	mean(x)
2.	<i>Root Mean Square (RMS)</i>	rms(x)
3.	<i>Peak Value</i>	((max(abs(x))-min(abs(x)))/2)
4.	<i>Kurtosis</i>	kurtosis(x)
5.	<i>Crest Factor</i>	peak2rms(x)
6.	<i>Varians</i>	var(x)
7.	<i>Standard Deviation</i>	std(x)

Tabel 3.1 menunjukan beberapa parameter statistik yang banyak digunakan dan cocok untuk metode PCA. Penggunaan parameter statistik tersebut didapat dari rujukan penelitian yang telah dilakukan. Data getaran yang telah disimpan diolah menjadi parameter statistik domain waktu menggunakan program aplikasi MATLAB R2016a.

#### 3.3.1 Hasil Ekstraksi Parameter Statistik Domain Waktu

Untuk memahami naiknya level getaran yang dipengaruhi oleh variasi kondisi setiap campuran bahan bakar. Tujuh parameter statistik yang diterapkan dianalisa dan dibandingkan pada setiap kondisinya, yaitu campuran kaya bahan bakar, miskin bahan bakar dan campuran normal. Berikut pembahasan dari setiap parameter statistik yang diterapkan:

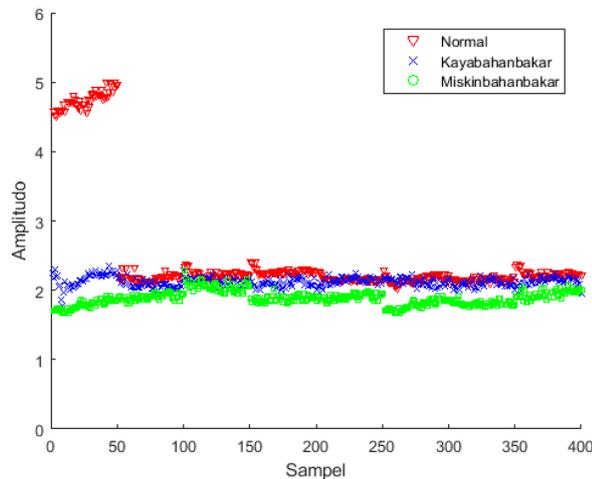
##### a. Mean



Gambar 3.2 Plot hasil ekstraksi parameter statistik *Mean*

Parameter statistik mean tidak efektif untuk membedakan antara kondisi normal, kaya bahan bakar, dan miskin bakar. Hal ini jelas terlihat pada Gambar 3.2, yang menunjukan bahwa sebagian besar data hasil ekstraksi saling bertumpuk pada nilai amplitudo antara (-0.002 - 0.001). Plot data kondisi miskin bahan bakar dan kondisi normal terlihat rapat dan menumpuk, namun untuk plot data kondisi kaya bahan bakar sedikit terpisah.

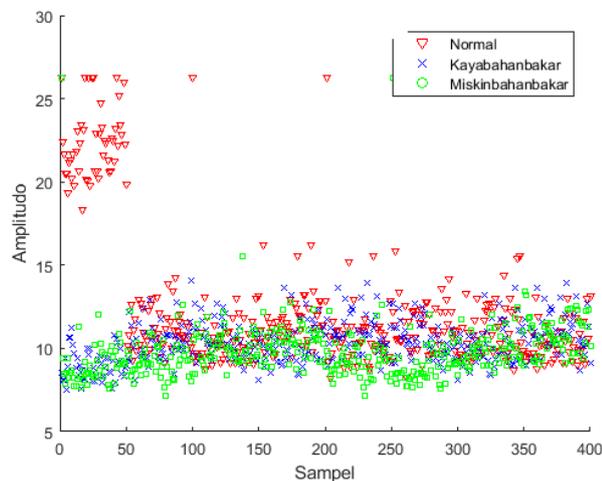
b. *Root Mean Square (RMS)*



Gambar 3.3 Plot hasil ekstraksi parameter statistik RMS

Gambar 3.3 terlihat pada setiap kondisi pengujian masih terlihat bertumpuk. Namun varian data sudah terlihat berkelompok sesuai kondisinya masing-masing. Plot data dengan kondisi miskin bahan bakar memiliki nilai amplitudo yang lebih kecil dibandingkan dengan kondisi normal dan kaya bahan bakar. Kondisi campuran normal memiliki nilai amplitudo yang lebih besar. Walaupun begitu bisa disimpulkan bahwa parameter RMS masih kurang akurat dalam mengkalsifikasikan antara setiap kondisi.

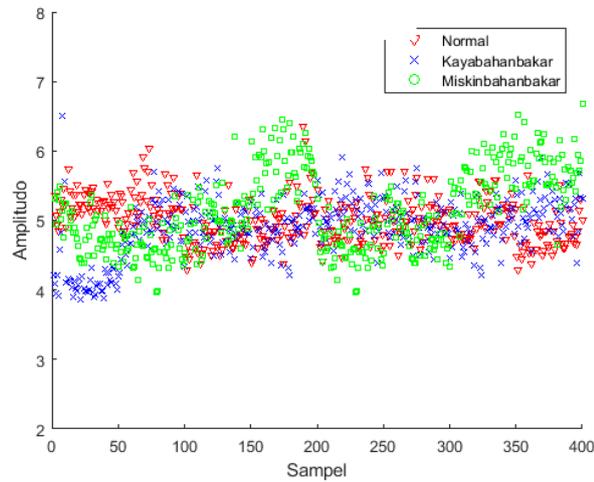
c. *Peak Value*



Gambar 3.4 Plot hasil ekstraksi parameter statistik *peak value*

Parameter statistik ini kurang efektif untuk mengklasifikasikan kondisi normal dan rusak karena nilai amplitudo yang kurang seragam. Ketidakseragaman nilai puncak ini mengidentifikasi bahwa amplitudo yang dihasilkan pada domain waktu dari setiap pengujian kondisi campuran bahan bakar memiliki nilai puncak yang berbeda-beda sehingga deteksi kerusakan sulit dilakukan dengan parameter *peak value*.

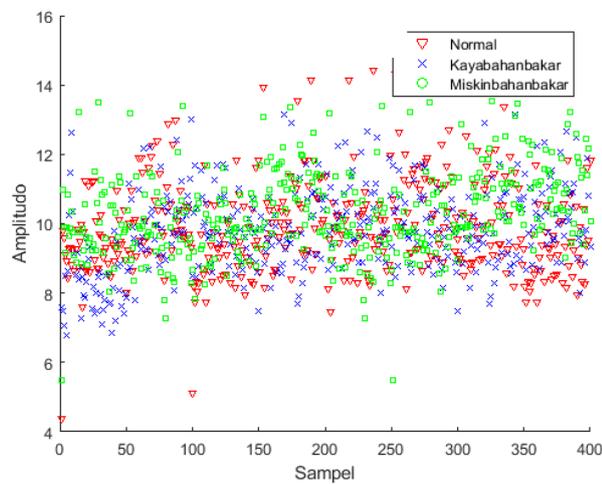
d. Kurtosis



Gambar 3.5 Plot hasil ekstraksi parameter statistik *kurtosis*

Analisa pada perbandingan setiap kondisi campuran dengan *kurtosis* pada Gambar 3.5 menyatakan bahwa setiap variasi kondisi terlihat menyebar dan menumpuk. Plot data setiap kondisi sangat menyebar dan menumpuk. Nilai *kurtosis* mengalami kenaikan dan penurunan secara signifikan dari semua kondisi. Oleh karena itu, parameter ini tidak dapat membedakan kondisi setiap variasi campuran bahan bakar.

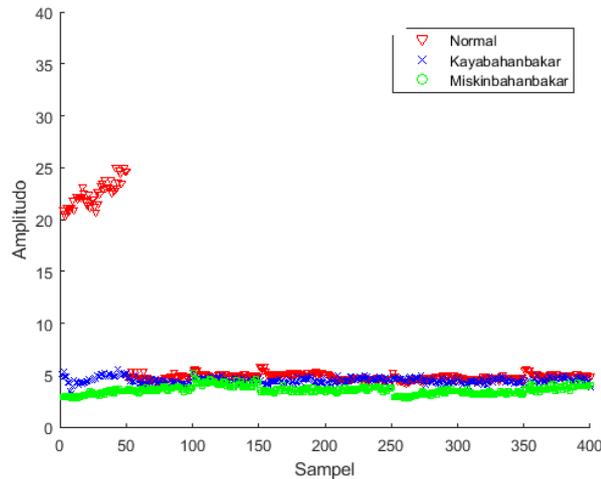
e. Crest Factor



Gambar 3.6 Plot hasil ekstraksi parameter statistik *crest factor*

Dari kalkulasi parameter statistik *crest factor*, hasil menunjukkan bahwa nilai amplitudo mengalami kenaikan dan penurunan yang tidak seragam, bahkan naik dan turun secara signifikan sehingga distribusi data menjadi acak, selain itu plot data dari setiap kondisi juga terlihat menumpuk. Bisa disimpulkan parameter ini tidak efektif, karena sama sekali tidak bisa membedakan kondisi normal dan kondisi rusak yang ditunjukkan pada Gambar 3.6.

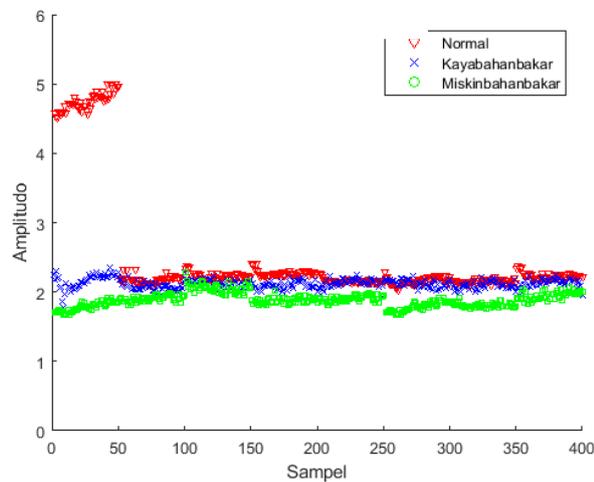
f. Variance



Gambar 3.7 Plot hasil ekstraksi parameter statistik *variance*

Hasil ekstraksi parameter *variance* memiliki karakteristik yang identik dengan RMS, terlihat pada setiap kondisi pengujian masih terlihat bertumpuk. Namun varian data sudah terlihat berkelompok sesuai kondisinya masing-masing. Plot data dengan kondisi miskin bahan bakar memiliki nilai amplitudo yang lebih kecil dibandingkan dengan kondisi normal dan kaya bahan bakar. Kondisi campuran normal memiliki nilai amplitudo yang lebih besar. Walaupun demikian, plot hasil ekstraksi parameter statistik *variance* masih kurang akurat dalam mengkalsifikasikan kondisi setiap campuran bahan bakar.

g. Standard Deviation



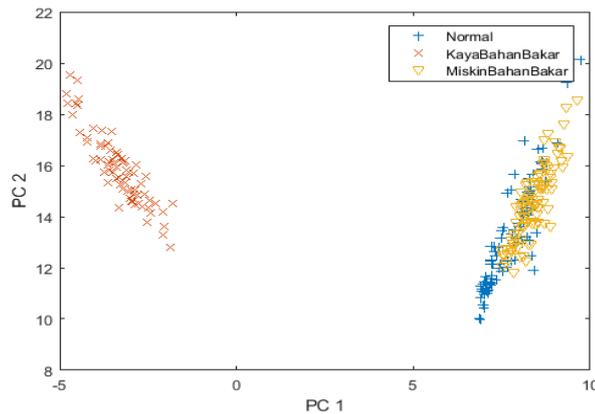
Gambar 3.8 Plot hasil ekstraksi parameter statistik *standard deviation*

Parameter statistik *standard deviation* juga memiliki karakteristik yang sama dengan RMS dan *variance*, hasil plot grafik yang dihasilkan terlihat mirip yang bisa dilihat pada Gambar 3.8.

Dari hasil plot grafik tujuh parameter statistik domain waktu yang diusulkan yaitu *mean*, RMS, *peak value*, *kurtosis*, *crest factor*, *variance*, dan *standard deviation* dapat diketahui bahwa tidak semua parameter statistik secara efektif dapat membedakan antara kondisi normal bahan bakar, kaya bahan bakar dan miskin bahan bakar.

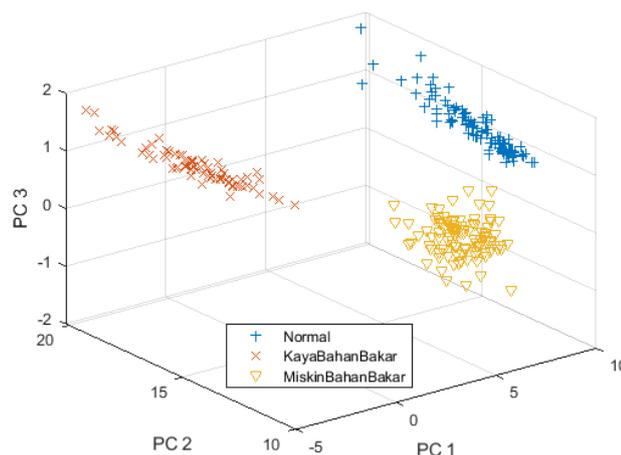
### 3.3 Analisis Principal Component Analysis

Pada analisis menggunakan metode PCA ini yang pertama kali dilakukan adalah menentukan pembagian antara data *training* dan data *testing* dari total 500, dengan pembagian 400 data *training* dan 100 data *testing* pada setiap variasi kondisi pengujian. Dengan input data hasil ekstraksi dai 7 parameter statistik domain waktu yang telah diusulkan. Kemudian data *training* pada setiap kondisi dinormalisasi melalui proses PCA dan menghasilkan data *loading* matriks. Setelah itu, data *loading* matriks tersebut dikalikan dengan data *testing* pada setiap kondisi sehingga menghasilkan *score*, yang akan digunakan untuk mengklasifikasikan antara kondisi normal, kaya dan miskin bahan bakar.



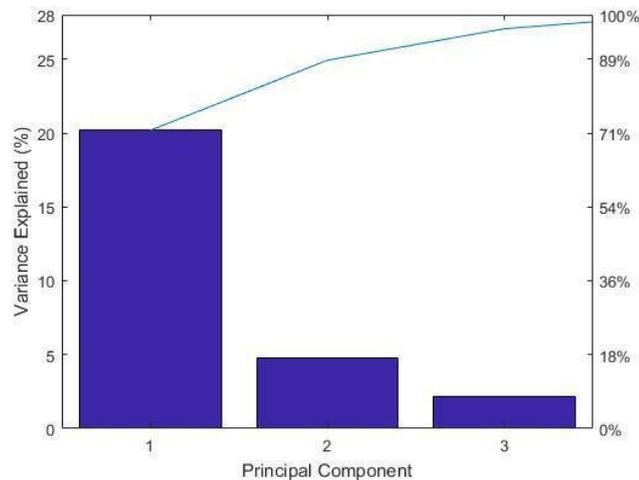
Gambar 3.9 Plot grafik PCA 100 data *testing* dengan PC1 dan PC2

Gambar 3.9 memperlihatkan bahwa data sudah terlihat memisah dan berkelompok sesuai dengan kondisinya dibandingkan dengan sebelum menggunakan proses PCA. Hal ini membuktikan bahwa metode PCA yang memanfaatkan ekstraksi parameter statistik dari domain waktu dapat dengan baik membedakan setiap variasi kondisi.



Gambar 3.10 Plot grafik PCA dengan PC 1, PC 2, dan PC 3

Agar informasi yang di didapatkan pada proses *PCA* semakin akurat, maka dilakukan penambahan satu PC lagi, yaitu PC ke 3. Gambar 3.10 menunjukkan adanya perbedaan dari gambar 3.9, Terlihat data pada masing masing kondisi sudah berkelompok. Hasilnya terlihat jelas bahwa *PCA* berhasil mengklasifikasi antara kondisi normal, kaya bahan bakar, dan miskin bahan bakar dengan baik.



Grafik 3.11 Grafik Pareto Parameter Statistic Domain Waktu dari 3PC

Untuk mengetahui efisiensi metode PCA, selanjutnya akan ditampilkan dalam bagan grafik pareto pada gambar 3.11. Terlihat PC1 menghasilkan persentase paling dominan dengan 72,06%, PC2 sebesar 16,65% dan PC3 sebesar 7,55%. Dengan jumlah total 96,26% dari 3 PC. Agar informasi yang di dapatkan pada proses PCA semakin akurat, maka dilakukan penambahan satu PC lagi, yaitu PC ke 3 yang memiliki nilai sebesar 7,55% varians data sehingga informasi pada data menjadi 96,26%. Hasilnya terlihat jelas bahwa PCA berhasil mengklasifikasi antara kondisi normal, kaya bahan bakar, dan miskin bahan bakar.

#### 4. KESIMPULAN

Kesimpulan yang didapat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Hasil ekstraksi dari tujuh parameter statistik domain waktu, yaitu: *Standard Deviation*, *Root Mean Square (RMS)*, *Kurtosis*, *Skewness*, *Peak Value*, *Variance*, dan *Crest Factor* menunjukkan hasil yang beragam, hal ini menyatakan bahwa setiap parameter memiliki karakteristik masing-masing dan memberikan informasi yang spesifik terhadap data sinyal getaran. Namun secara garis besar seluruh parameter masih belum efektif untuk mendeteksi kondisi normal, kaya bahan bakar dan miskin bahan bakar.
2. Penggunaan PCA berhasil diterapkan untuk mendapatkan hasil kasifikasi yang lebih signifikan. PCA yang menggunakan PC1 dan PC2 terlihat pada kondisi normal dan miskin bahan bakar masih saling menumpuk, tetapi untuk kondisi kaya bahan bakar sudah terlihat memisah. Kemudian ditambahkan PC ke-3 untuk menambahkan nilai varian data. Hasilnya dengan 3PC, PCA dapat mengkalsifikasikan dengan baik antara kondisi normal bahan bakar, kaya bahan bakar dan miskin bahan bakar.
3. Penggunaan PCA dengan parameter statistik domain waktu menghasilkan nilai sebesar 96,26% varians data dari 3 PC. Jadi dengan hasil diatas 90% ini metode PCA sangat optimal dalam mengklasifikasikan antara normal bahan bakar, kaya bahan bakar dan miskin bahan bakar.

#### REFERENSI

- Aji K. (2007). Deteksi kerusakan bantalan gelinding pada pompa sentrifugal dengan analisa sinyal getaran. Skripsi. Universitas Negeri Sebelas Maret.
- Dong S., Luo T., Zhong L., Chen L. (2017). Fault diagnosis of bearing based on the kernel principal component analysis and optimized -nearest neighbour model. *Journal of Low Frequency Noise Vibration and Active Control*. 36(4):354-365 DOI:10.1177/1461348417744302

- Fathurrohman M. (2017). Diagnosa Kerusakan Bantalan Bola Menggunakan Metode Support Vector Machine.
- Guifeng J. S. Y., (2011). Fault Diagnosis of Roller Bearing Based on PCA and Multi-class Support Vector Machine. Wuhan China: Huazhong Agricultural University. pp.195-205.
- Julius J & Wagino.(2008). Teknik Sepeda Motor Jilid 1. Jakarta: Depdiknas.
- Kamiel B. 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. & Gao R. X., (2004). PCA-Based Feature Selection Scheme for Machine Defect Classification. *IEEE Transaction on Instrumentation and Measurement*. 53(6):1517-1525
- Niu X., Zhu L. & Ding H. (2005). New Statistical Moments for the Detection of Defects in Rolling Element Bearings. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 26(11-12): pp.1268-1274.
- Pirra M., Gandino M., Torri A., Garibaldi L. & Machorro L. J. M. (2011). PCA Algorithm for Detection, Localisation and Evolution of Damages in Gearbox Bearings. *Journal of Physics: Conference Series*, 305(1).
- Pudyastuti D., Prahasto T. and Widodo A. (2016). Diagnosa Kerusakan Bearing Menggunakan Principal Component Analysis (PCA) dan Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*: 6(2), p.114. doi: 10.21456/vol6iss2 pp.114-123.
- Sakhtivel N. R., Sugumuran V., and Babudevasenapati S. (2010). Vibration based fault diagnosis of monoblock centrifugal pump using decision tree. *Expert Systems with Applications* 37 (2010) 4040–4049
- Scheffer C., & Girdhar, P. (2004). *Practical Machinery Vibration Analysis and Predictive Maintenance*. Newnes An imprint of Elsevier Linacre House, Jordan Hill, Oxford OX2 BDP 200 Wheeler Road, Burlington, MA01 803.
- Shuang L. & Meng L. (2007). Bearing Fault Diagnosis Based on PCA and SVM. Conference: Mechatronics and Automation. ICMA 2007. DOI: 10.1109/ ICMA.2007.4304127
- Suhardjono (2004). Analisis Sinyal Getaran untuk Menentukan Jenis dan Tingkat Kerusakan Bantalan Bola (Ball Bearing). *Jurnal Teknik Mesin*: 6(2), pp.39–48.
- Syafutra K. (2017). Metode Deteksi Fenomena Kavitasasi Pada Pompa Sentrifugal Berbasis Domain Frekuensi Sinyal Getaran. Skripsi. Universitas Muhammadiyah Yogyakarta.
- Thobiani A., Gu F. and Ball A. (2011). The Monitoring Of Cavitation in Centrifugal Pumps Based On the Analysis of Vibro-Acoustic Measurements. *The Seventh International Conference on Condition Monitoring and Machinery Failure Prevention Technologies*. Stratford-upon-Avon, United Kingdom.
- Wang F., Dawen W. & Jian S. (2015). A feature extraction method for fault classification of rolling bearing based on PCA. *Journal of Physics: Conference Series*, 628(1). doi: 10.1088/1742-6596/628/1/012079.
- Xi J., Han Y., & Su R. (2013). New Fault Diagnosis Method for Rolling Bearing Based on PCA. *Control and Decision Conference (CCDC)*, 25th Chinese.
- Yao X., Li S. & Hu J. (2017). Improving Rolling Bearing Fault Diagnosis by DS Evidence Theory Based Fusion Model. *Journal of Sensors* doi: 10.1155/2017/6737295.
- Zhao Z. & Yang S. (2011). Fault diagnosis of roller bearing based on relative wavelet energy. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 25(1), pp.44–49. doi: 10.3724/SP.J.1187.2011.00044.