

EKSTRAKSI PARAMETER STATISTIK DOMAIN WAKTU DAN DOMAIN FREKUENSI UNTUK MENDETEKSI KAVITASI PADA POMPA SENTRIFUGAL BERBASIS PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA)

Berli Paripurna Kamiel

Tenaga Pengajar (Dosen)
Universitas Muhammadiyah Yogyakarta
Jurusan Teknik Mesin
berlikamiel@umy.ac.id

Niko Prastomo

Mahasiswa S1
Universitas Muhammadiyah Yogyakarta
Jurusan Teknik Mesin
nikoprastomo@outlook.com

Bambang Riyanta

Tenaga Pengajar (Dosen)
Universitas Muhammadiyah Yogyakarta
Jurusan Teknik Mesin
bambangriyanta@umy.ac.id

Cavitation phenomenon frequently occurs on the centrifugal pump which may decrease its performance. It may cause a catastrophic failure which leads to a total breakdown of the piping system if the presence of cavitation is not immediately detected and solved. Recently, the popular method used to detect cavitation is based on pattern recognition. The use of pattern recognition technique requires statistical features which are used as input for building the classifier. The extraction of statistical features is usually taken from the vibration signal which consists of time domain and frequency domain. Previous research tends to use the statistical features extracted from the time domain or the frequency domain solely. There is a research gap that can be explored by combining statistical features extracted from both time domain and frequency domain. In this study, Principal Component Analysis (PCA) is used as a feature's selection and fault classification. PCA linearly transforms statistical features from the original coordinate system into a new coordinate system called principal components (PCs). The first few PCs are a set of selected features which can be used as a classifier. The classifier evaluates and classifies the new set of vibration data then decides whether it falls into normal condition or cavitation category. The vibration signal is taken from the cavitation test-rig under normal condition by opening the valve, level 1 cavitation by opening 75% of valve, level 2 by 50%, and level 3 by 25%. The data is extracted into 7 statistical features from the time domain and 5 from the frequency domain. Five hundred sets of vibration data are recorded using an accelerometer which was then divided into 400 set for training and 100 set for testing. The study shows that the classifier using statistical features taken from the time domain and frequency domain gives promising results where the clustering effect between normal and cavitation condition is clearly observed.

Keywords: Centrifugal Pump, Cavitation, Vibration Signal, Time Domain, Frequency Domain, Principal Component Analysis (PCA).

1. PENDAHULUAN

Pompa adalah alat yang berfungsi untuk mengalirkan fluida dari daerah yang bertekanan rendah ke daerah yang bertekanan tinggi. Pompa beroperasi dengan prinsip membuat perbedaan tekanan antara sisi isap (*suction*) dan sisi tekan (*discharge*) [1]. Terdapat berbagai macam jenis pompa yang ada, salah satu jenis pompa yang paling banyak digunakan dalam industri yaitu pompa sentrifugal. Musyafa dan Siregar [2] mengatakan bahwa pompa sentrifugal adalah pompa yang prinsip kerjanya menaikkan tekanan cairan dengan memanipulasi

kecepatan, gaya sentrifugal dan mentransformasikan gaya tersebut ke sudu (*impeller*) yang berputar di dalam rumah pompa untuk membuat perbedaan tekanan antara sisi hisap dan tekan.

Kerusakan yang terjadi pada pompa sentrifugal disebabkan oleh banyak faktor seperti kebocoran akibat seal rusak, keausan roda gigi, kerusakan sudu, dan poros bengkok. Kerusakan pompa lainnya juga dapat disebabkan oleh fenomena kavitasi yang terjadi di dalam sistem. Brennen [3] mengemukakan bahwa fenomena kavitasi adalah peristiwa ketika tekanan fluida cair turun dan berada dibawah tekanan uap jenuhnya, sehingga menguap dan menimbulkan gelembung udara yang dapat meledak seketika yang dapat merusak komponen dalam pompa. Kavitasi pada pompa mengakibatkan suara bising dan peningkatan level getaran akibat letupan gelembung-gelembung yang pecah.

Sampai saat ini terdapat banyak metode yang dapat digunakan dalam mendeteksi kavitasi. Scheffer dan Girdhar [4] menyatakan bahwa metode analisis sinyal getaran merupakan cara yang paling efektif dalam mendeteksi awal gejala kerusakan mekanik dan elektrikal pada sebuah mesin. Dengan adanya deteksi kerusakan awal maka tindakan perawatan dapat dilakukan pada waktu yang tepat sebelum komponen mengalami kegagalan fungsi.

Analisis sinyal getaran secara umum menggunakan dua pendekatan yaitu berdasarkan domain waktu dan domain frekuensi. Kamiel dan Ramadhan [5] melakukan pengujian menggunakan basis domain waktu sinyal getaran untuk mengetahui pengaruh kecepatan operasi pompa terhadap fenomena kavitasi di dalam pompa sentrifugal. Luo, *et al.* [6] melakukan penelitian dengan menggunakan metode analisis statistik dan karakteristik yang menunjukkan bahwa parameter statistik dari domain waktu seperti *variance*, *standard deviation*, *root mean square* (RMS), *crest factor*, *skewnes*, *kurtosis*, dan *probability density function* (PDF) dapat digunakan untuk mendeteksi gejala awal terjadinya kavitasi pada pompa sentrifugal.

Penelitian lainnya dengan memanfaatkan parameter statistik domain frekuensi juga telah dilakukan sebelumnya. Domain frekuensi diperoleh dengan cara mengubah dari gelombang sinyal getaran domain waktu menggunakan *Fast Fourier Transform* (FFT). Syafutra [7] melakukan penelitian mendeteksi kavitasi pada pompa sentrifugal dengan metode FFT. Farokhzad [8] menggunakan metode *Adaptive Network Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk mendeteksi kerusakan pada pompa sentrifugal. Dengan teknik FFT, dia mengekstrak fitur-fitur yang akan digunakan sebagai vektor input ke dalam ANFIS. Hasil yang diperoleh menyatakan akurasi klasifikasi mencapai 90.67%. Hal ini menunjukkan bahwa ekstraksi fitur parameter statistik berpotensi untuk dikembangkan lebih lanjut.

Wang, *et al.* [9] mengembangkan hasil ekstraksi dari fitur parameter statistik domain frekuensi dan domain waktu dengan metode *Principal Component Analysis* (PCA) untuk mendeteksi kerusakan pada *Rolling Bearing*. PCA digunakan untuk mengurangi dimensi vektor fitur yang diambil dari sinyal getaran mentah, yang dapat meningkatkan keakuratan diagnosis kesalahan. Hal ini bertujuan untuk memilih fitur yang paling representatif. Hasil penelitian tersebut membuktikan bahwa kesesuaian seleksi fitur berbasis PCA merupakan langkah yang praktis.

Kamiel [10] mencoba memakai metode lain yaitu dengan cara mengkombinasikan metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan PCA dengan menggunakan 6 parameter statistik. DWT dengan *Multi Resolution Analysis* (MRA) digunakan untuk mengekstrak fitur statistik yang digunakan sebagai input ke model PCA. Dengan metode kombinasi DWT-PCA ini menunjukkan hasil bahwa metode tersebut dapat digunakan untuk mendeteksi dan mengidentifikasi *single and multi-fault* pada pompa sentrifugal, dengan tingkat sensitivitas deteksi terendah 0,3% dan akurasi identifikasi tertinggi mencapai 99,2%.

Hasil beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa fitur statistik yang diekstrak dari domain waktu dan domain frekuensi berhasil digunakan untuk mendeteksi kesalahan menggunakan metode berbasis PCA. Namun belum ada standar baku dalam pemilihan parameter statistik yang akan digunakan, oleh karena itu masih terbuka penelitian lebih lanjut untuk mengkombinasikan antara parameter statistik yang diekstrak dari domain waktu dan domain frekuensi sebagai input metode deteksi kavitasi berbasis PCA. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan metode deteksi kavitasi berbasis PCA menggunakan kombinasi fitur parameter statistik dari domain waktu dan domain frekuensi.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kavitasi

Kavitasi merupakan fenomena perubahan fasa uap dari zat cair pada fluida yang mengalir. Perubahan tersebut dapat diakibatkan turunnya tekanan maupun naiknya temperatur. Kavitasi dapat terjadi di sisi hisap pompa, sudu pompa maupun di bagian pipa. Indikasi kavitasi adalah timbulnya gelembung-gelembung uap, suara bising maupun vibrasi [11]. Efek kavitasi pada pompa adalah turunnya efisiensi dan daya mekanis. Akibat lanjutan kavitasi pada *casing* dan sudu menimbulkan lubang-lubang (*pitting*) pada dinding *casing* maupun

permukaan sudu [12].

2.2 Principal Component Analysis

Halligan dan Jagannathan [13] menyatakan *Principal Component Analysis* (PCA) adalah sebuah teknik multivarian dalam analisis statistik yang digunakan untuk mengurangi dimensi, mendeteksi kerusakan, dan mengklasifikasi. Ide dasar PCA adalah mentransformasikan system koordinat asal yang kemungkinan besar saling berkorelasi antar dimensinya menjadi system koordinat baru sedemikian rupa sehingga antar dimensinya tidak saling berkorelasi. Dimensi pada system koordinat baru disebut *principal components* (PCs). Dalam system koordinat baru, PCs diurutkan mulai dari yang mempunyai nilai varians tertinggi. Pada umumnya beberapa PCs teratas akan memberikan nilai varians lebih dari 85% sehingga beberapa PCs saja dapat mewakili seluruh informasi yang dikandung oleh suatu set data.

PCA mentransformasi secara linear dimensi asal dengan cara me-dekomposisi eigenvalue matriks kovarian. PCA juga dapat digunakan untuk menunjukkan kesamaan pola variable dan data observasi dengan melakukan plot data tersebut pada dua atau tiga PCs. Detail mekanisme PCA dan persamaan matematikanya dapat ditemukan pada rujukan [10].

2.3 Parameter Statistik

PCA membutuhkan parameter statistic sebagai input untuk membentuk model *classifier*. Penelitian ini mengusulkan ekstraksi tujuh parameter statistic dari domain waktu (1-7) dan lima dari domain frekwensi (8-12).

1. Mean

Nilai *mean*, biasanya dinyatakan dengan \bar{x} , adalah penjumlahan nilai sampel dibagi banyaknya sampel (n). Dapat diartikan bahwa nilai *mean* umumnya dijadikan sebagai ukuran data yang mendominasi keseluruhan data.

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$

Sama halnya seperti *Standard Deviation*, parameter ini merupakan salah satu parameter yang dapat memberikan klasifikasi yang baik terhadap perbedaan kondisi pada suatu mesin [14].

2. Standard Deviation

Standard deviation (σ) menunjukkan seberapa besar fluktuasi sebuah sinyal dari nilai *mean*-nya. Standar deviasi yang rendah menunjukkan bahwa sampel mendekati *mean*, sedangkan standar deviasi tinggi menunjukkan bahwa sampel tersebut jauh dari *mean*-nya. Standar deviasi juga dapat dianggap sebagai ukuran efektif energi atau daya sinyal getaran [15].

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}} \quad (2)$$

3. Kurtosis

Kurtosis menunjukkan apakah bentuk data atau sinyal itu datar atau runcing. Komponen normal (tidak ada *kerusakan*) ditunjukkan dengan *kurtosis* yang sangat rendah. Sedangkan komponen yang rusak memiliki *kurtosis* yang tinggi.

$$kurt = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{(n-1)\sigma^4} \quad (3)$$

4. RMS

Root Mean Square (*RMS*) adalah sebuah indikator level energi dari sinyal getaran.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (4)$$

Implementasi *RMS* sebagai fitur deteksi kesalahan pompa sentrifugal dapat ditemukan di Sakthivel dkk [15]

5. Variance

Variance merupakan nilai kuadrat dari standar deviasi, σ^2 , yang dirumuskan sebagai

$$\sigma^2 = \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{n-1} \quad (5)$$

6. Peak Value

Nilai puncak (*peak value*) merupakan analisis yang dilakukan dengan melihat intensitas energi yang dihasilkan oleh getaran pada puncak-puncak data domain waktu maupun domain frekuensi [6].

$$peak = \frac{\max(x) - \min(x)}{2} \quad (6)$$

Diagnosis yang dilakukan pada nilai puncak yaitu dengan melihat perubahan amplitudo yang dihasilkan pada variasi statistik yang digunakan.

7. Crest Factor

Crest Factor (C_f) merupakan pengukuran statistika yang cukup banyak digunakan dalam analisis sinyal. Parameter ini didefinisikan sebagai rasio nilai absolut maksimum dari nilai RMS sinyal.

$$C_f = \frac{\max(|x(n)|)}{\sigma} \quad (7)$$

8. Mean Frequency (MNF)

Mean Frequency (MNF) adalah frekuensi rata-rata dalam fitur domain frekuensi

$$MNF = \frac{\sum_{i=1}^n f_n P_n}{\sum_{i=1}^n P_n} \quad (8)$$

9. Median Frequency

Median frequency, MDF, adalah frekuensi di mana spektrum dibagi menjadi dua wilayah dengan amplitudo yang sama.

$$MDF = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n P_n \quad (9)$$

10. Root Mean Square Frequency

Root Mean Square frequency adalah sebuah indikator level energi dari sinyal getaran pada domain frekuensi.

$$RMSf = \sqrt{2 \sum_{f=0}^{f=SR/2} |X(f)|} \quad (10)$$

Dimana $|X(f)|$ merupakan modulus dari komponen kompleks FFT pada masing-masing garis spektrum.

11. Signal to Noise Ratio (SNR)

SNR biasa digunakan secara metafora untuk merujuk pada rasio informasi yang berguna untuk data palsu atau yang kurang relevan. untuk menentukan kekuatan sinyal. Semakin tinggi rasio, semakin mudah untuk mendeteksi sinyal yang sebenarnya atau mengekstrak informasi yang berguna dari sinyal mentah.

$$SNR = 10 \log_{10} 10 \left(\frac{S}{N} \right) \quad (11)$$

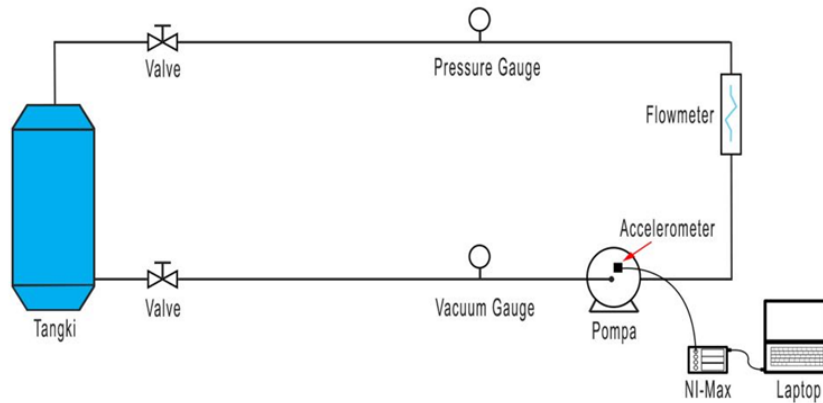
12. Signal to Noise Ratio and Distortion (SINAD)

SINAD yaitu suatu ukuran untuk menentukan kualitas dari sebuah sinyal yang terganggu oleh *noise* dan getaran. SINAD hamper identik dengan SNR.

$$SINAD = 10 \log_{10} \frac{SND}{ND} \quad (12)$$

3. METODE DAN BAHAN

Sinyal getaran diambil dari alat uji kavitasi (*test-rig*) dengan skema seperti dapat dilihat pada Gambar 1. Komponen alat uji dan system akuisisi data terdiri dari beberapa komponen yaitu pompa sentrifugal, pipa instalasi, *pressure gauge*, *vacuum gauge*, *flow meter*, *valve*, tangki penampung air, PC, perangkat data akuisisi, dan accelerometer.



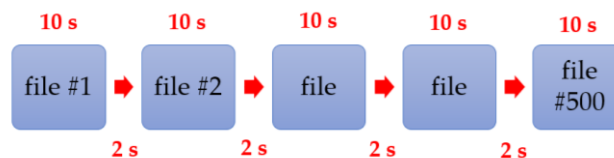
Gambar 1. Skema test-rig kavitasi

Akuisisi sinyal getaran dilakukan menggunakan akselerometer yang diletakkan pada rumah volute pompa di sisi hisap. Akselerometer yang digunakan adalah dari Bruel & Kjaer seri 4507 seperti ditunjukkan pada Gambar 2 yang dihubungkan ke modul akuisisi data dari National Instrument seri NI 9234. *Sampling rate* di set pada frekwensi 17066 Hz sedangkan kecepatan pompa di pertahankan konstan pada 2670 RPM.



Gambar 2. Accelerometer Bruel & Kjaer tipe 4507

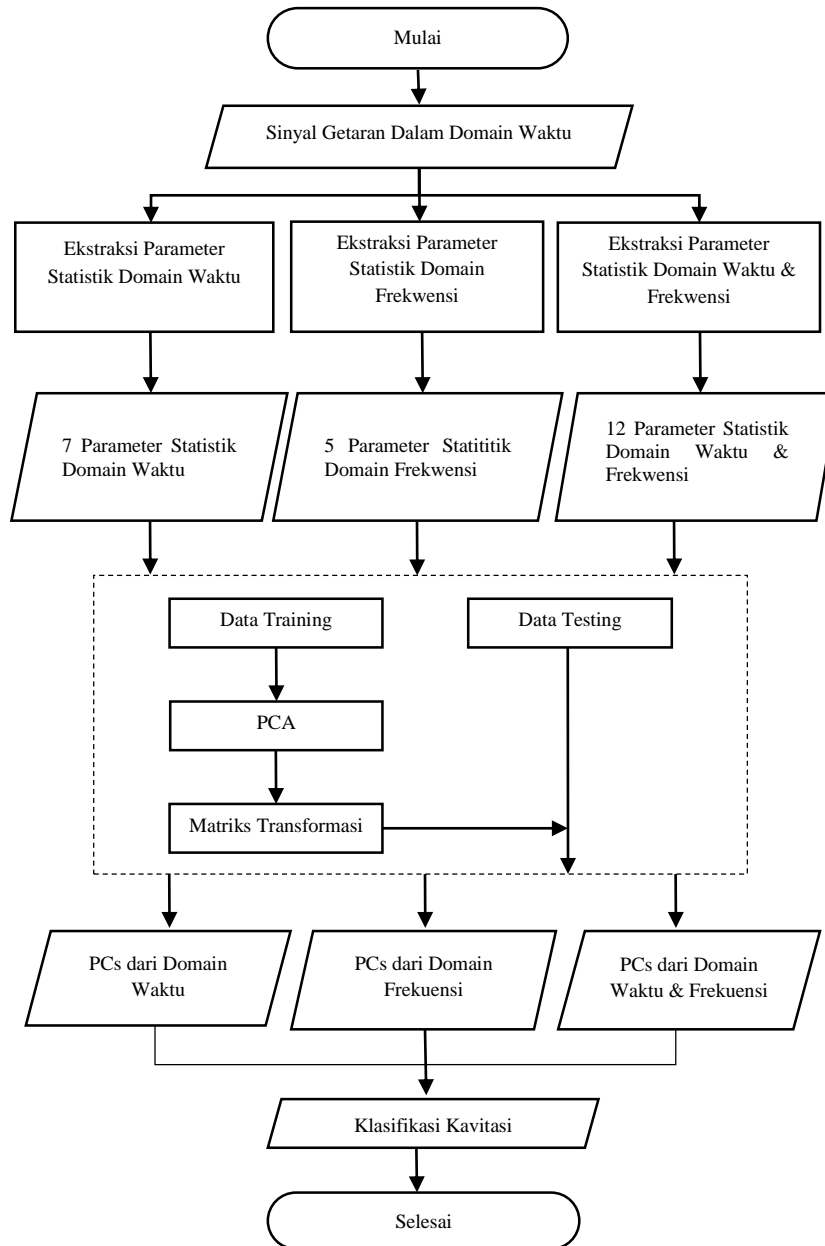
Empat kondisi pompa yaitu kondisi normal, kavitasi awal, menengah dan lanjut disimulasikan pada alat uji. Katup (*valve*) di sisi hisap digunakan untuk membentuk kavitasi tiruan dengan cara mengatur prosentasi bukaan (*opening*) katup. Bukaan 100% adalah katup terbuka penuh dan menciptakan kondisi pompa dalam kondisi normal, bukaan 75%, 50% dan 25% berturut-turut adalah kondisi kavitasi level 1 (awal), kavitasi level 2 (menengah), dan kavitasi level 3 (lanjut). Untuk setiap kondisi pompa, sinyal getaran diambil sebanyak 500 potong data (*file*) dengan waktu perekaman setiap potong data adalah 10s dan jeda berhenti perekaman antar potong data adalah 2 detik. Skematika perekaman sinyal getaran dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Skema perekaman sinyal getaran

Diagram alir pada Gambar 4 menunjukkan prosedur klasifikasi kondisi pompa yang dimulai dengan melakukan ekstraksi parameter statistik pada domain waktu dan domain frekwensi. Parameter statistik dikelompokkan menjadi tiga skema yaitu yang berasal dari domain waktu, domain frekwensi dan gabungan domain waktu dan frekwensi. Ekstraksi parameter statistik dilakukan pada 500 potong data dengan pembagian 400 potong sebagai *data training* dan 100 potong sebagai *data testing*. *Data training* dari masing-masing skema digunakan oleh PCA untuk membentuk matriks transformasi yang akan digunakan untuk mentransformasikan *data testing* ke domain *principal components*. Hasil transformasi dari masing-masing

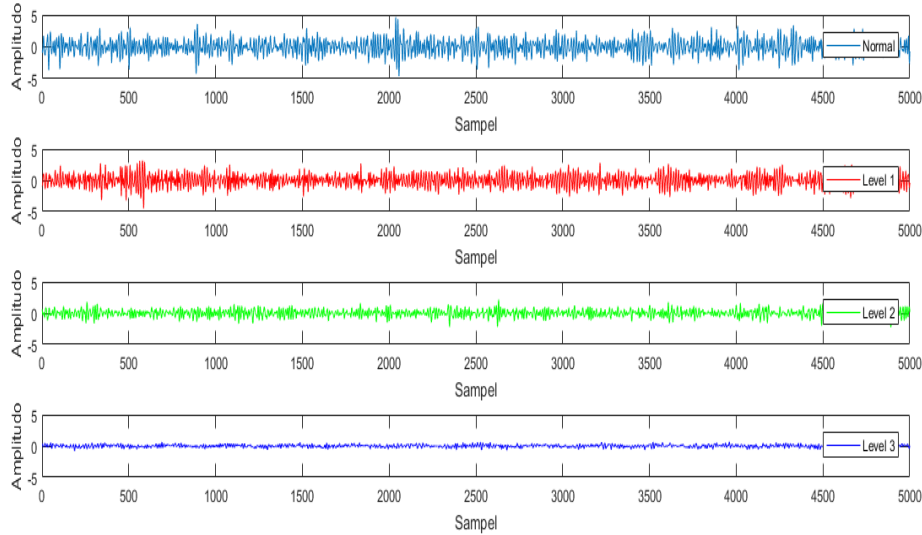
skema adalah tiga buah PCs urutan teratas yang berfungsi sebagai *classifier* untuk mendeteksi kondisi kavitasi pompa.



Gambar 4. Diagram alir pengolahan data

4. HASIL DAN DISKUSI

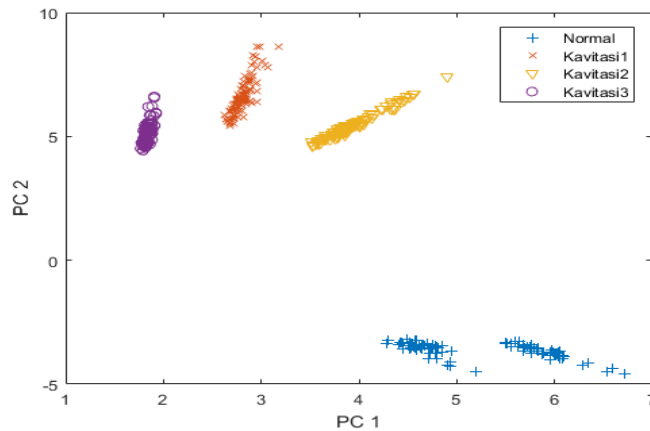
Sinyal getaran domain waktu untuk semua kondisi pompa pada Gambar 5 menunjukkan bahwa besar amplitudo getaran menunjukkan penurunan sejalan dengan meningkatnya level kavitasi. Hal ini disebabkan oleh berkurangnya volume fluida yang masuk ke *impeller* pompa sehingga dampak yang terjadi berkurang yang menyebabkan level getaran turun.



Gambar 5. Domain waktu kondisi normal dan kondisi kavitasi (level 1-3)

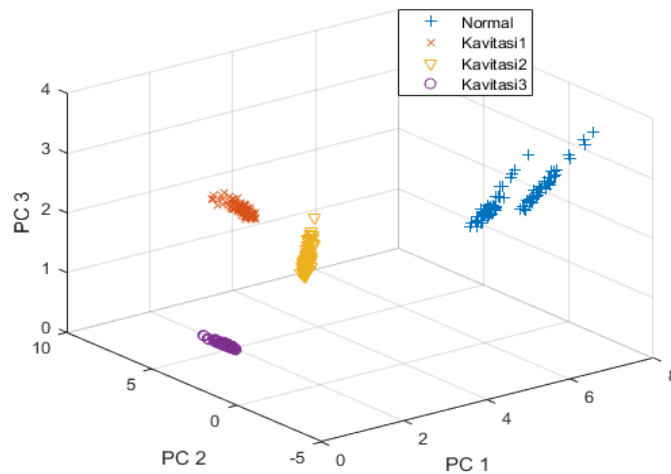
Walaupun amplitudo tampak berbeda antara kondisi normal dan kondisi kavitasi namun tidak tampak jelas batas antara kondisi normal dan kondisi kavitasi level 1 demikian pula tidak jelas batas antara kavitasi level 2 dan 3. Hal ini menunjukkan bahwa deteksi kavitasi tidak mudah dilakukan menggunakan observasi amplitudo pada domain waktu. Deteksi kavitasi berdasarkan pengenalan pola menggunakan PCA memberikan alternatif deteksi kavitasi yang lebih akurat dan mudah dilakukan.

Plot 2 buah *principal components* dari *data testing* pada Gambar 6 adalah plot antara PC ke-1 dan PC ke-2 yang keduanya mempunyai total varians 88% yang artinya dua buah PC tersebut membawa 88% informasi sinyal getaran pada masing-masing skema. Plot menunjukkan klasifikasi kondisi pompa terlihat jelas dimana terjadi pengelompokan dan pemisahan (*clustering*) antar kelompok. Batas antar kelompok adalah nyata sehingga identifikasi kavitasi dapat dilakukan dengan cepat dan mudah. Sebuah pengecualian teramati pada kelompok kondisi normal dimana terlihat sedikit pemisahan antar data di kelompok tersebut. Namun demikian hal itu tidak mengurangi ketepatan klasifikasi.



Gambar 6. PCA-domain waktu dengan 2 PC

Penambahan PC ke-3 kedalam *classifier* seperti ditunjukkan pada Gambar 7 tidak signifikan berpengaruh terhadap ketepatan klasifikasi. Hal ini ditunjukkan dengan kemiripan sebaran data pada Gambar 8 dan 9. Walaupun penambahan PC ke-3 berkontribusi penambahan 7,60% varians namun tidak meningkatkan ketepatan pengelompokan pada kelompok kondisi normal.



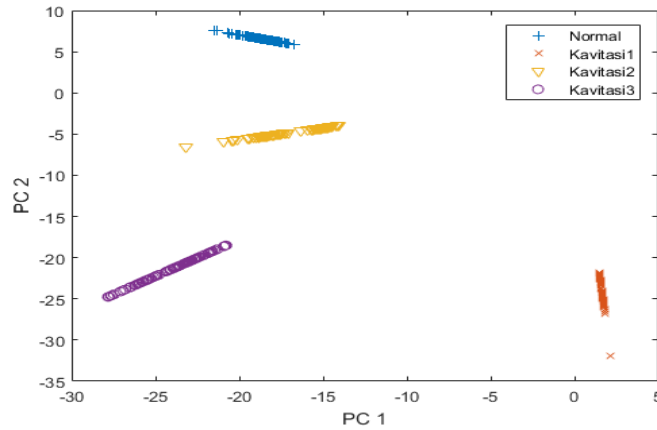
Gambar 7. PCA-domain waktu dengan 3 PC

Kontribusi setiap parameter statistik terhadap masing-masing PC ditunjukkan pada Tabel 1. Parameter dengan kontribusi relative besar pada PC1 adalah *RMS*, *standard deviation*, *peak value*, *variance*, dan kurtosis sedangkan pada PC2 adalah *mean*, dan pada PC3 adalah *mean* dan *crest factor*. PC1 dan PC2 adalah *principal components* yang membawa informasi terbanyak yang direpresentasikan dengan harga varians terbesar sehingga parameter statistik yang besar kontribusinya pada PC1 dan PC2 dapat disimpulkan sebagai parameter penentu pada proses klasifikasi berbasis PCA-domain waktu.

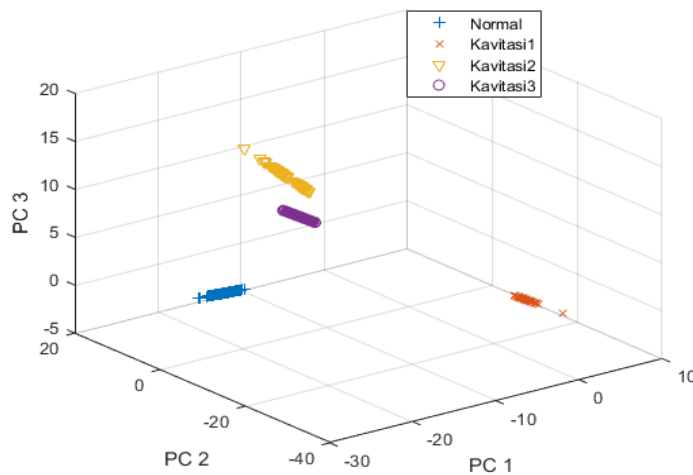
Tabel 1. Kontribusi parameter statistik domain waktu pada setiap PC

PARAMETER STATISTIK	PC1	PC2	PC3
RMS	0.45	0.20	0.16
Standard Deviation	0.45	0.20	0.16
Peak Value	0.46	0.06	0.08
Kurtosis	0.35	-0.31	0.10
Variance	0.45	0.17	0.15
Crest factor	0.22	-0.60	0.58
Mean	0.01	0.64	0.75

Plot PC1 versus PC2 dari PCA-domain frekwensi seperti ditunjukkan pada Gambar 8 memberikan visualisasi pengelompokan empat kondisi pompa yang sangat jelas. Dua buah PCs dengan total varians sebesar 83,5% berhasil memisahkan empat kelompok kondisi pompa tersebut dengan baik dimana batas kelompok terlihat jelas, tidak tumpang-tindih (*overlap*) dan jarak antar kelompok relatif jauh. Berbeda dengan hasil pada Gambar 6 dan 7 dimana data pompa kondisi normal terpisah di dua area, pada Gambar 8 data pompa di masing-masing kelompok berkumpul di satu area. Hasil dengan ketepatan klasifikasi yang sama diperoleh pula pada Gambar 9 dimana PC ke-3 dengan varians 12,9% ditambahkan kedalam *classifier*. Dapat dinyatakan bahwa PCA-domain frekwensi dengan menggunakan dua buah PCs memberikan ketepatan klasifikasi yang lebih baik dibandingkan dengan yang menggunakan PCA-domain waktu.



Gambar 8. Grafik PCA domain frekuensi dengan 2 PC



Gambar 9. Grafik PCA domain frekuensi dengan 3 PC

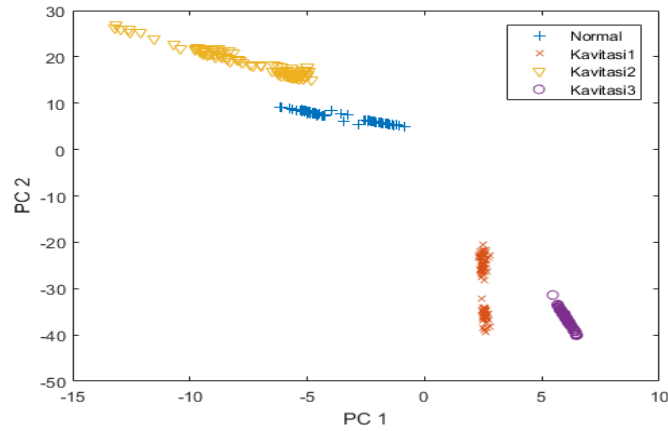
Parameter penentu akurasi klasifikasi pada PCA-domain frekwensi dapat dilihat pada Tabel 2 dimana RMS frekwensi, SNR dan SINAD memberikan kontribusi paling besar ke PC1. Sedangkan Median frekwensi adalah yang berkontribusi signifikan ke PC2. Keempat parameter tersebut adalah yang berkontribusi paling besar terhadap hasil klasifikasi menggunakan parameter statistik domain frekwensi.

Tabel 2. Kontribusi parameter statistik domain frekuensi pada setiap PC

PARAMETER STATISTIK	PC1	PC2	PC3
Mean frequency	-0.13	-0.48	0.85
Median frequency	0.07	0.77	0.52
RMS frequency	0.48	0.27	0.08
SNR	0.60	-0.20	0.03
SINAD	0.60	-0.21	0.03

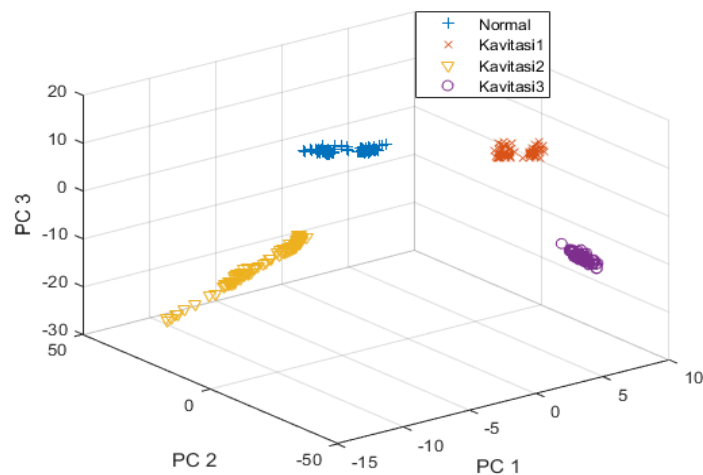
Hasil klasifikasi menggunakan dua PC pertama dari PCA-domain waktu-frekwensi seperti ditunjukkan pada Gambar 10 memberikan visualisasi yang jelas terhadap pemisahan empat kelompok kondisi pompa. PC1 dan PC2 yang mempunyai total varians sebesar 77,2 % menghasilkan akurasi klasifikasi sangat baik yang ditunjukkan dengan batas antar kelompok yang jelas, jarak antar kelompok relatif jauh dan tidak ditemukan tumpang-tindih data. Walaupun total varians dua PC pertama metode ini adalah yang paling kecil (77,2%) namun memberikan akurasi klasifikasi yang unggul dibandingkan dengan metode pertama dan relatif sama dengan metode kedua. Penambahan PC ke-3 meningkatkan total varians menjadi 86% dengan hasil klasifikasi

seperti dapat dilihat pada Gambar 11 Tidak tampak peningkatan akurasi klasifikasi akibat penambahan PC ke-3 ini sehingga dapat dinyatakan bahwa hampir semua informasi kondisi pompa dapat direpresentasikan oleh PC1 dan PC2 saja.



Gambar 10. Grafik PCA domain waktu-frekuensi dengan 2 PC

Tabel 3 menunjukkan kontribusi masing-masing parameter statistik terhadap masing-masing PC. Pada PC1 kontribusi parameter statistik paling dominan yaitu *RMS*, *standard deviation*, *peak value*, *kurtosis*, *variance*, *RMS frequency* sedangkan pada PC2 adalah *mean*, *median frequency*, dan pada PC3 adalah *mean* dan *crest factor*. Hanya terdapat satu parameter statistic frekwensi pada PC1 dan PC2 yang berkontribusi signifikan sehingga menyebabkan hasil klasifikasi metode ini banyak dipengaruhi oleh hasil yang diperoleh dari metode PCA-domain waktu. Dapat dilihat pada Tabel 1 dan 3 bahwa parameter statistic domain waktu yang berkontribusi signifikan pada PC1 dan PC 2 adalah sama namun tidak demikian yang terjadi pada parameter statistik frekwensi. Ditunjukkan pada Tabel 2 dan Tabel 3 bahwa parameter statistic frekwensi yang berkontribusi besar tidak sama jumlahnya dimana hanya terdapat satu parameter yaitu RMS frekwensi pada Tabel 3. Berkurangnya jumlah parameter statistic frekwensi pada metode ke-3 ini menyebabkan akurasi klasifikasi tidak lebih baik dari metode ke-2. Namun demikian secara umum dapat dinyatakan bahwa gabungan parameter statistic yang berasal dari domain waktu dan domain frekwensi yang dijadikan input PCA mampu menghasilkan *classifier* dengan akurasi sangat baik yaitu 100% yang ditunjukkan dengan tidak terdapatnya kesalahan klasifikasi di semua kelompok kondisi pompa.



Gambar 11. Grafik PCA domain waktu-frekuensi dengan 3 PC

Tabel 3. Kontribusi parameter statistik domain waktu-frekuensi pada setiap PC

PARAMETER STATISTIK	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5
RMS	0.37	0.21	-0.03	-0.02	-0.15
Standard Deviation	0.37	0.21	-0.03	-0.02	-0.15
Peak Value	0.38	0.04	0.17	0.04	-0.16
Kurtosis	0.30	-0.34	0.10	0.11	-0.05
Variance	0.38	0.17	-0.03	-0.01	-0.15
Crest Factor	0.17	-0.30	0.54	0.15	-0.10
Mean	0.00	0.33	0.40	0.69	0.44
Mean Frequency	-0.08	-0.19	-0.05	0.70	-0.044
Median Frequency	0.05	0.51	-0.35	0.03	0.030
RMS Frequency	0.37	0.21	-0.04	-0.02	-0.14
SNR	0.13	-0.34	-0.26	0.02	0.44
SINAD	0.13	-0.34	-0.26	0.01	0.44

5. KESIMPULAN

Tiga *Classifier* kavitasi pompa sentrifugal berbasis PCA telah berhasil dibuat menggunakan tiga jenis parameter input yaitu masing-masing 7 parameter statistik domain waktu, 5 parameter statistik domain frekuensi dan parameter statistik gabungan dari dua domain tersebut. Kondisi pompa disimulasikan menjadi 4 kondisi yaitu, kondisi normal, kondisi kavitasi awal (level 1), menengah (level 2) dan lanjut (level 3). Hasil penelitian menunjukkan bahwa ketiga *classifier* memberikan hasil yang menjanjikan dimana *classifier* yang menggunakan input parameter statistik domain waktu-frekuensi memberikan akurasi klasifikasi 100%. Hal ini ditunjukkan dengan batas antar kelompok data yang jelas, jarak antar kelompok relatif jauh, dan tidak terdapat kesalahan klasifikasi di semua kelompok. Metode berbasis PCA ini memberikan kemudahan bagi operator dalam melakukan monitoring kondisi pompa di lapangan. Tidak dibutuhkan operator dengan keahlian khusus untuk mengambil keputusan apakah sebuah pompa berada dalam kondisi normal ataukah kavitasi.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] SULARSO & TAHARA, H., *Pompa dan kompresor*, 7th ed., Jakarta, Pradnya Paramita, 2000.
- [2] MUSYAFI, A. A., SIREGAR, I. H., “Pengaruh Jumlah Sudu Sentrifugal Impeller Terhadap Kapasitas Dan Efisiensi Pompa Sentrifugal” *Jurnal Teknik Mesin*, v. 3, n. 3, pp. 136-144, 2015.
- [3] BRENNEN, E. C., *Cavitation and bubble dynamics*, 1st ed., California, Cambridge University Press, 2013.
- [4] SCHEFFER, C., & GIRDHAR, P., *Machinery Vibration Analysis & Predictive Maintenance*, 1st ed., Oxford, Newnes, 2004.
- [5] KAMIEL, B.P., RAMADHAN, R. S., “Pengaruh Kecepatan Operasi Pompa Sentrifugal Terhadap Sensitivitas Metode Deteksi Fenomena Kavitasi Berbasis Parameter Statistik Domain Waktu”, *Jurnal Semesta Teknika*, v. 20, n. 1, pp. 51-66, May 2017.
- [6] LUO, Y., ZHIXIANG, X., SUN, H., YUAN, S., & YUAN, J., “Research on Statistical Characteristics of Vibration in Centrifugal Pump”, *Research Center of Fluid Machinery Engineering and Technology*, v. 38, n. 1, pp. 49 - 61, 2015.
- [7] SYAFUTRA, K., *Metode Deteksi Fenomena Kavitasi Pada Pompa Sentrifugal Berbasis Domain Frekuensi Sinyal Getaran (skripsi)*, Degree S.T., Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Yogyakarta, Indonesia, 2017.
- [8] FAROKHZAD, S., “Vibration Based Fault Detection of Centrifugal Pump by Fast Fourier Transform and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System”, *Journal of Mechanical Engineering and Technology*, v. 1, Iss. 3, pp. 82-87, Dec. 2013
- [9] WANG, F., SUN, J., YAN, D., ZHANG, S., CUI, L., & XU, Y., “A Feature Extraction Method for Fault Classification of Rolling Bearing based on PCA”, *Journal of Physics, Conf. Ser.* 628 012079, 2015.

- [10] KAMIEL, B. P., “Impeller Fault Detection for a Centrifugal Pump Using Principal Component Analysis of Time Domain Vibration Features” Degree Ph. D., Department of Mechanical Engineering Curtin University, Perth, Australia, 2015.
- [11] SUTIKNO D, SOENOKO R, PRATIJKO P, PUTRA F, CAHYO P., ”Study on Pressure Distribution in the Blade Passage of the Francis Turbine”, *Jurnal Rekayasa Mesin*, v.2, n.2, pp. 154-158, Aug 2011
- [12] DELLY, J., (2010), “Pengaruh Temperatur Terhadap Terjadinya Kavitasi Pada Sudu Pompa Sentrifugal”, *Dinamika Jurnal Ilmiah Teknik Mesin*, v. 1, n. 1, pp. 21-28, Nov 2009.
- [13] HALLIGAN, G. R., & JAGANNATHAN, S., “PCA-based fault isolation and prognosis with application to pump”, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 55(5-8), pp. 699–707, 2010.
- [14] RAPUR, J. S., & TIWARI, R., “Experimental Time-Domain Vibration-Based Fault Diagnosis of Centrifugal Pumps Using Support Vector Machine”, *ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part B: Mechanical Engineering*, v. 3, n. 4, pp. 1-35, 2017.
- [15] SAKTHIVEL, N. R., SUGUMARAN, V., & BABUDEVASENAPATI, S., “Vibration based fault diagnosis of monoblock centrifugal pump using decision tree”, *Expert Systems with Applications*, v. 37, n. 6, pp. 4040–4049, 2010.