

Deteksi Kerusakan *Bearing* Menggunakan Metode *Robust Principal Component Analysis* (ROB PCA)

Salsabilla Firdaus *, Sutawanir Darwis

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

firdaus73salsa@gmail.com, std.darwis@gmail.com

Abstract. Bearings have an important role, because bearings are part of a machine element that if it has good health, the machine element can work properly. In this paper, bearing damage detection was carried out using the Principal Component Analysis (PCA) method and its development method, the Robust Principal Component Analysis (ROB PCA) method using the main monitoring index, namely the Squared Prediction Error (SPE). The purpose of this paper is to compare the main principal component method (PCA) and the main Robust Principal Component method (ROB PCA) on bearing vibration data for bearing damage detection. The data to be used is secondary data from bearing test experiments obtained from the Institute of Electrical and Electronic Engineers (IEEE) Prognostics and Health Management (PHM) 2012 through data storage from the FEMTO-ST Institute. Then, for data processing, Bearing1_1 vibration data in the horizontal direction is used and 11 statistical features are extracted. Based on the research that has been done, in detecting damage the PCA and ROBPCA methods are able to overcome it, and the ROBPCA method is better than the PCA method because it has a smaller SPE value.

Keywords: *Principal Component Analysis (PCA), Robust Principal Component Analysis (ROB PCA), Squared Prediction Error (SPE).*

Abstrak. *Bearing* memiliki peranan cukup penting, karena *bearing* merupakan bagian dari elemen mesin yang apabila memiliki kesehatan cukup baik maka elemen mesin dapat bekerja dengan baik. Pada skripsi ini dilakukan deteksi kerusakan *bearing* menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan metode kembangannya yaitu metode *Robust Principal Component Analysis* (ROB PCA) dengan menggunakan indeks pemantauan utamanya yaitu *Squared Prediction Error* (SPE). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan metode *principal component utama* (PCA) dan metode *Robust Principal Component utama* (ROB PCA) pada data vibrasi *bearing* untuk deteksi kerusakan *bearing*. Data yang akan digunakan adalah data sekunder dari eksperimen uji *bearing* yang diperoleh dari *Institute of Electrical and Electronic Engineers* (IEEE) *Prognostics and Health Management* (PHM) 2012 melalui penyimpanan data dari FEMTO-ST Institute. Kemudian, untuk pengolahan data digunakan data vibrasi *Bearing1_1* arah horizontal yang dilakukan ekstraksi fitur statistik sebanyak 11 fitur. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dalam mendeteksi kerusakan metode PCA dan ROBPCA mampu mengatasinya, dan metode ROBPCA lebih baik dibanding metode PCA karena memiliki nilai SPE lebih kecil.

Kata Kunci: *Principal Component Analysis (PCA), Robust Principal Component Analysis (ROB PCA), Squared Prediction Error (SPE).*

A. Pendahuluan

Bearing merupakan elemen mesin yang memegang peranan cukup penting. Fungsi dari bearing yaitu untuk menumpu sebuah poros agar poros dapat berputar tanpa mengalami gesekan yang berlebihan. Apabila mesin digunakan secara berlebihan maka akan menyebabkan penurunan kinerja mesin tersebut. Mendeteksi kerusakan perlu dilakukan untuk mencegah terjadinya kerusakan yang serius pada mesin. Kerusakan bearing dapat menyebabkan kebisingan, suhu kerja yang meningkat serta kerusakan pada bagian mesin dikarenakan bunga api yang timbul (Suherman & Kudus, 2024). *Principal Component Analysis* (PCA) merupakan sebuah teknik analisis data multivariat yang apabila sebuah data terdiri atas variabel yang jumlahnya sangat banyak kemudian diperoleh variabel baru yang jumlahnya lebih sedikit namun tetap mampu menjelaskan variansi data.

Akan tetapi *Principal Component Analysis* (PCA) tidak dapat digunakan apabila data mengandung pencilan, maka digunakan metode *Robust Principal Component Analysis* (ROBPCA) yang merupakan pengembangan dari metode *Principal Component Analysis* (PCA). Metode *Robust Principal Component Analysis* (ROBPCA) mampu mengatasi masalah pencilan, karena vektor ciri komponen utamanya tidak terpengaruh dengan kehadiran pencilan. Dengan bantuan indeks pemantauan utamanya yaitu *Squared Prediction Error* (SPE), metode PCA dan ROBPCA akan digunakan dalam mendeteksi kerusakan *bearing*.

Berdasarkan uraian diatas, identifikasi masalah pada skripsi ini adalah bagaimana penerapan metode *Robust Principal Component Analysis* (ROBPCA) pada data vibrasi *bearing* untuk masalah deteksi kerusakan *bearing*. Tujuan skripsi ini adalah untuk Membandingkan penerapan metode *Robust Principal Component Analysis* (ROBPCA) dan *Principal Component Analysis* (PCA) pada data vibrasi *bearing* untuk deteksi kerusakan *bearing*.

B. Metode

Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur adalah proses untuk menghitung fitur-fitur statistika yang diperlukan untuk mengelompokkan data-data getaran berdasarkan kemiripan atau kesamaan ciri yang berguna untuk proses identifikasi. Dari data vibrasi *Bearing1_1* arah horizontal akan dilakukan ekstraksi fitur statistik sebanyak 11 fitur. Beberapa fitur statistik yang akan digunakan adalah *Mean*, *Median*, *Mode*, Kuartil 1, Kuartil 3, Jarak antar kuartil, Simpangan baku, Variansi, Maksimum, Minimum, dan *Peak to peak*.

Principal Component Analysis (PCA)

Secara umum metode PCA merupakan metode analisis multivariat yang mentransformasi variabel-variabel asal yang saling berkorelasi menjadi variabel-variabel baru yang tidak saling berkorelasi dengan mereduksi sejumlah variabel tersebut sehingga mempunyai dimensi yang lebih kecil namun dapat menerangkan sebagian besar keragaman variabel aslinya (Garthwaite, 2002).

PCA dapat terbentuk berdasarkan matriks korelasinya. Perbedaan dari segi kegunaannya adalah matriks korelasi biasanya digunakan ketika skala variabel berbeda, sedangkan matriks kovarians digunakan ketika skala variabelnya sama. Matriks korelasi merupakan matriks kovarians yang distandarkan. Berikut merupakan struktur matriks korelasi.

$$\rho = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} & \dots & \rho_{1p} \\ \rho_{21} & 1 & & \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ \rho_{p1} & \rho_{p2} & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad \dots (1)$$

Komponen yang terdapat dalam matriks korelasi dapat diperoleh dengan rumus sebagai berikut:

$$\rho_{ik} = \frac{\sigma_{ik}}{\sqrt{\sigma_{ii}} \sqrt{\sigma_{kk}}} \quad \dots (2)$$

Robust Principal Component Analysis (ROBPCA)

Ketika data mengandung pencilan maka dibutuhkan metode ROBPCA. Dalam metode

ROBPCA untuk identifikasi pencilan menggunakan jarak mahalanobis, jarak mahalanobis merupakan ukuran jarak dalam ruang multivariat yang mempertimbangkan skala dan korelasi antar variabel (Johnson & Wichern, 2007). Jarak mahalanobis dapat diperoleh dengan Persamaan sebagai berikut:

$$d_{MD}^2 = (x_{ji} - \bar{x}_i)^T S^{-1} (x_{ji} - \bar{x}_i) \quad \dots (3)$$

Keterangan:

d_{MD}^2 : jarak mahalanobis

x_{ji} : vektor data ke-j dengan $j = 1, 2, \dots, p$

$\bar{x}_i$: vektor rata-rata

S : matriks kovarians

Nilai jarak mahalanobis yang teridentifikasi sebagai pencilan adalah nilai yang lebih besar dari nilai $X_{(p, (1-\alpha))}^2$, dimana p adalah banyaknya dimensi X_i dan α adalah taraf signifikansi.

Setelah teridentifikasi adanya pencilan, seperti halnya PCA, ROBPCA juga menjelaskan struktur matriks varians-kovarians. Namun ada sedikit perbedaan, struktur matriks varians-kovarians yang terbentuk menggunakan penduga *Minimum Covariance Determinant* (MCD). Tujuan dari metode pendugaan MCD adalah mencari himpunan bagian sebanyak h elemen yang matriks kovarians memiliki determinan terkecil (Rousseeuw 1999). Pada prinsipnya metode MCD adalah mencari himpunan bagian yang anggotanya sebanyak h elemen dari matriks X dengan h merupakan bilangan bulat terkecil dari $(n+p+1)/2$.

Baik untuk metode PCA ataupun ROBPCA akan dilakukan penentuan jumlah komponen utama (*principal component*) yang akan digunakan untuk analisa selanjutnya. Pada skripsi ini untuk menentukan jumlah komponen utamanya dengan cara melihat nilai eigen yang lebih dari satu.

Squared Prediction Error (SPE)

Untuk mendeteksi kerusakan terdapat dua indeks pemantauan utama, yaitu statistik *Squared Prediction Error* (SPE) dan statistik T^2 *hotelling*. Statistik SPE memungkinkan untuk mendeteksi kerusakan disubruang residual sedangkan statistik T^2 *hotelling* digunakan untuk mendeteksi kerusakan disubruang komponen utama. Pada skripsi ini akan dilakukan deteksi kerusakan dengan menggunakan statistik SPE.

Setiap vektor sampel ternormalisasi x dari X kemudian didekomposisi sebagai berikut:

$$X = \hat{x} + \tilde{x} \quad \dots (4)$$

Dengan $\hat{x}$ menjadi bagian yang dimodelkan dari x dan $\tilde{x}$ menjadi bagian residual, yang pertama adalah proyeksi ke subruang PC dan yang terakhir adalah proyeksi ke ruang residual

$$\hat{x} = \hat{P} \hat{P}^T x = \hat{C} x \quad \dots (5)$$

$$\tilde{x} = \tilde{P} \tilde{P}^T x = \tilde{C} x = (I - C)x \quad \dots (6)$$

Dimana $\hat{C}$ merupakan matriks proyeksi subruang komponen utama dan $\tilde{C}$ merupakan matriks proyeksi ke subruang residual. $\hat{P} \in R^{m \times l}$ adalah matriks *loading* PCA, kolom-kolomnya adalah komponen utama dengan l adalah jumlahnya. Sedangkan $\tilde{P} \in R^{m \times m-l}$ merupakan vektor eigen $(m-l)$ yang tersisa karena untuk subruang residual. Maka untuk melakukan *fault detection* dengan cara menghitung statistik SPE dapat menggunakan rumus sebagai berikut:

$$SPE = \|\tilde{x}\|^2 = \|\tilde{C} x\|^2 \quad \dots (7)$$

Keterangan:

x : data asli penelitian

$\tilde{P}$: eigen vektor 2 komponen utama terpilih

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan Ekstraksi Fitur

Tabel 1. Data Ekstraksi Fitur

t	Mean	Median	Modus	Var	Sbaku	Q1	Q3	Q3-Q1	Min	Max	P- P
1	-0,054	0,003	0,344	0,259	0,509	-0,384	0,255	0,638	-1,763	2,010	3,773
2	0,006	0,010	0,143	0,286	0,535	-0,354	0,377	0,731	-1,915	1,725	3,640
3	0,004	0,002	-0,114	0,282	0,531	-0,354	0,363	0,718	-1,901	1,776	3,677
4	-0,002	0,008	0,193	0,308	0,555	-0,361	0,364	0,725	-1,910	1,878	3,788
5	-0,003	0,007	-0,273	0,321	0,567	-0,377	0,380	0,756	-1,660	1,767	3,427
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
2801	0,031	-0,029	-1,794	26,330	5,131	-2,281	2,356	4,636	-	38,767	68,810
2802	0,023	-0,004	-0,530	39,671	6,299	-2,109	2,170	4,278	-	43,604	83,598
2803	-0,158	-0,136	-1,904	31,432	5,606	-2,583	2,403	4,986	-	39,654	78,725

Tabel diatas merupakan tabel data vibrasi *bearing* yang sudah diekstraksi menjadi sebelas fitur. Data fitur statistik dihitung berdasarkan banyaknya t, pada setiap t terdapat 2560 titik vibrasi kemudian 2560 titik vibrasi tersebut akan dihitung 11 fitur statistiknya.

Principal Component Analysis (PCA)

Menentukan jumlah komponen utama berdasarkan Eigen Value, apabila Eigen Value > 1 maka *Principal Component* (PC) tersebut akan digunakan untuk analisis selanjutnya.

Tabel 2. Eigen Value PCA

[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]
7,814529e+00	1,545040e+00	8,277756e-01	4,813792e-01	2,315778e-01	5,9351e-02
[7]	[8]	[9]	[10]	[11]	
3,301806e-02	4,081404e-03	3,247696e-03	6,472179e-17	3,027510e-18	

Terlihat dari tabel tersebut bahwa yang memiliki eigen value > 1 adalah PC1 dan PC2, maka PC1 dan PC2 terpilih untuk digunakan pada analisis selanjutnya.

Tabel 3. Eigen Vektor PCA

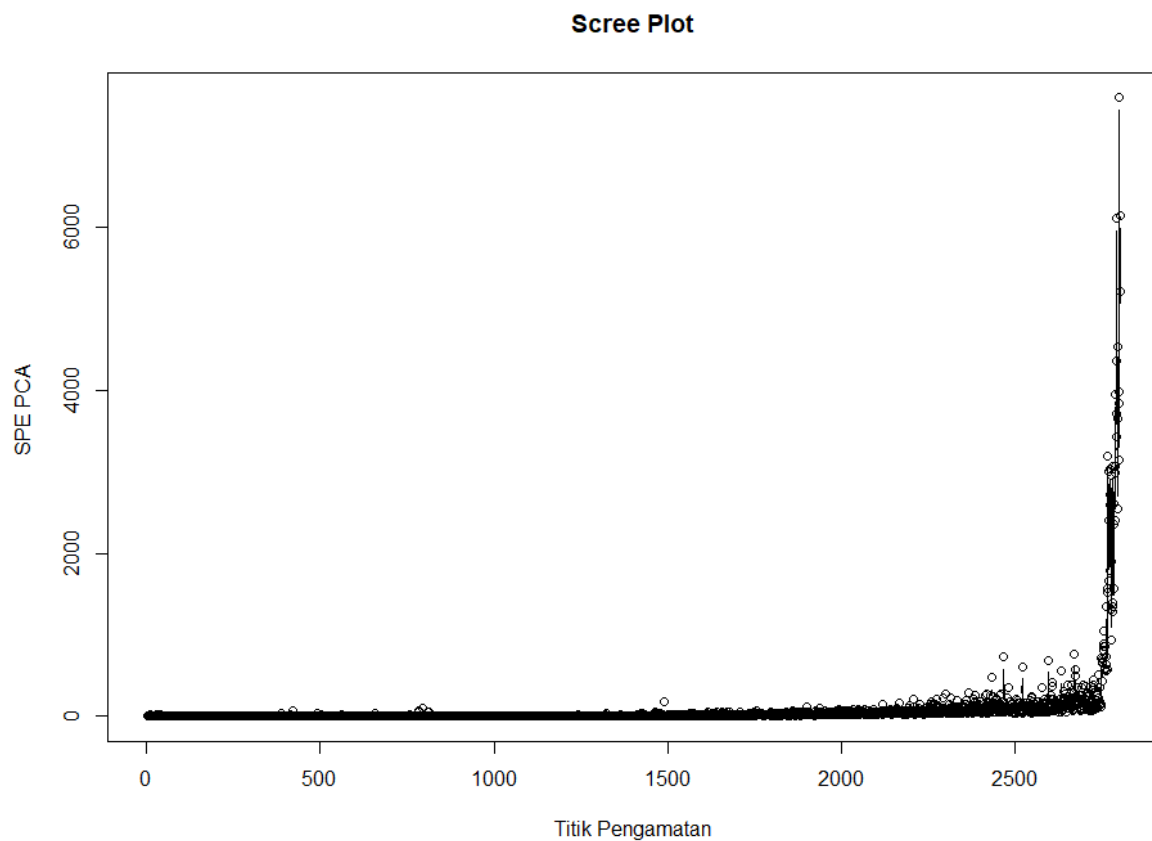
Fitur	PC1	PC2
Mean (X1)	-0,03284	-0,70390
Median (X2)	0,11546	-0,67678
Modus (X3)	-0,15237	-0,13315
Varians (X4)	0,32279	0,12572
Simpangan Baku (X5)	0,35646	-0,00013
Kuartil 1 (X6)	-0,34799	-0,01347
Kuartil 3 (X7)	0,34731	-0,08781
Jarak Antar Kuartil (X8)	0,34865	-0,03865
Minimum (X9)	-0,34811	-0,01639

Maksimum (X10)	0,35002	0,04870
Nilai Puncak (X11)	0,35233	0,03047

Deteksi kerusakan menggunakan *Squared Prediction Error* (SPE) dimana dalam perhitungan ini digunakan eigen vektor dua PC yang telah terpilih. Setelah dilakukan perhitungan, hasil perhitungan dijelaskan pada tabel sebagai berikut.

Tabel 4. Hasil Perhitungan

[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]
11,475083	10,002504	9,986132	10,947476	8,176068	10,307313
...	[2799]	[2800]	[2801]	[2802]	[2803]
	7,5949	3,1509	3,9868	6,1430	5,2191



Gambar 1. Nilai SPE PCA

Berdasarkan Gambar diatas terlihat bahwa titik-titik pengamatan awal berada disekitar rata-rata yang artinya tidak terjadi kerusakan, kemudian titik-titik pengamatan akhir cenderung berada naik drastis yang artinya terjadi kerusakan.

Robust Principal Component Analysis (ROBPCA)

Menentukan jumlah komponen utama berdasarkan Eigen Value, apabila Eigen Value > 1 maka *Principal Component* (PC) tersebut akan digunakan untuk analisis selanjutnya.

Tabel 5. Eigen Value ROBPCA

[1] 139,9189	[2] 1,2109	[3] 0,7957	[4] 0,1190	[5] 0,0665	[6] 0,0018
[7] 0,0013	[8] 0,0002	[9] 0,00009	[10] 0,0000	[11] 0,0000	

Terlihat dari tabel tersebut bahwa yang memiliki eigen value > 1 adalah PC1 dan PC2, maka PC1 dan PC2 terpilih untuk digunakan pada analisis selanjutnya.

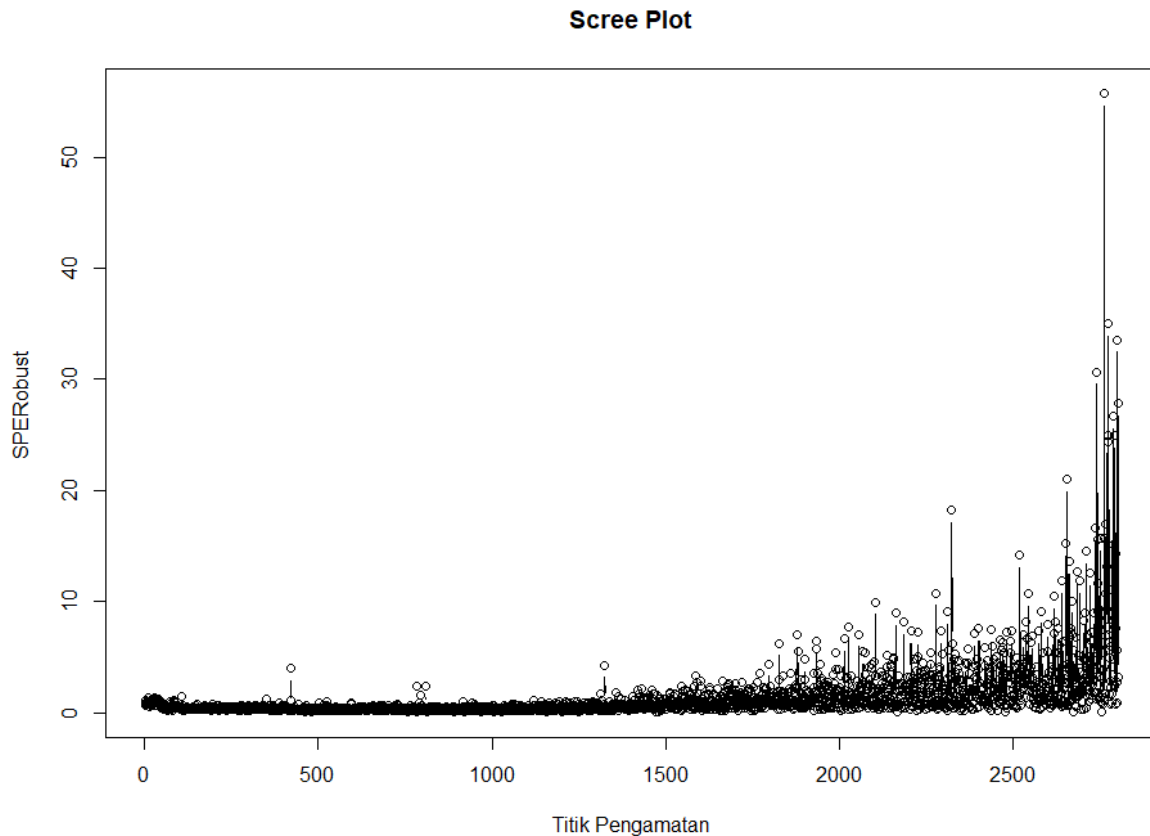
Tabel 6. Eigen Vektor ROBPCA

Fitur	PC1	PC2
Mean (X1)	-0,0001382	-0,0014044
Median (X2)	0,0006699	-0,0120033
Modus (X3)	-0,0118800	0,0032554
Varians (X4)	0,2336800	0,9219352
Simpangan Baku (X5)	0,0573891	-0,0253377
Kuartil 1 (X6)	-0,0222100	0,0292154
Kuartil 3 (X7)	0,0233106	-0,0442671
Jarak Antar Kuartil (X8)	0,0455207	-0,0734826
Minimum (X9)	-0,4531633	0,3066199
Maksimum (X10)	0,3350295	0,1528753
Nilai Puncak (X11)	0,7881928	-0,1537445

Deteksi kerusakan menggunakan *Squared Prediction Error* (SPE) dimana dalam perhitungan ini digunakan eigen vektor dua PC yang telah terpilih. Setelah dilakukan perhitungan, hasil perhitungan dijelaskan pada tabel sebagai berikut.

Tabel 7. Hasil Perhitungan SPE ROBPCA

[1] 1,08679714	[2] 0,67695300	[3] 0,66897555	[4] 0,82556382	[5] 0,94962072	[6] 0,75897765
....	[2799] 5,67169428	[2800] 3,35648999	[2801] 2,73310800	[2802] 3,24526320	[2803] 2,78313635



Gambar 2. Nilai SPE ROBPCA

Berdasarkan Gambar diatas terlihat bahwa titik-titik pengamatan awal berada disekitar rata-rata yang artinya tidak terjadi kerusakan, kemudian titik-titik pengamatan akhir cenderung berada naik drastis yang artinya terjadi kerusakan.

D. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dalam mendeteksi kerusakan *bearing* metode PCA dan ROBPCA mampu mengatasi namun belum cukup akurat, dan metode ROBPCA lebih baik dibanding metode PCA karena memiliki nilai SPE lebih kecil.

Daftar Pustaka

- Mahfoudh, C., Nasri, O., Omessad, H., Slama, J.B.H., Ndongo, M. (2021). *Principal Component Analysis for Fault Detection and Isolation in a DC-DC Buck* . *International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD'21)*, hal.135-141.
- Abidin, G.Z., Sujana, I.W. (2017). Deteksi Kerusakan *Bearing* Pada *Condensate Pump* Dengan Analisis Sinyal Vibrasi. "*FLYWHEEL*", *Program Studi Teknik Mesin, Institut Teknologi Nasional Malang*, 8,hal. 60-67.
- Dina S. K., Kusumaningrum, D., Suryani, Y. (2009). Metode Pendugaan Matriks Ragam-Peragam Dalam Analisis Regresi Komponen Utama (RKU). *Forum Statistika dan Komputasi*, Departemen Statistika, Fakultas MIPA, Institut Pertanian Bogor, Vol 14 No.2, 26-34.

- M Ahmed, F. G. (2012). *Fault Detection and Diagnosis using Principal Component Analysis of Vibration Data from a Reciprocating Compressor. 18th International Conference On Automation And Computing (ICAC)*, 461-466.
- Dayanti, N.P.I.V., Suciptawati, N.I.P., Susilawati, M. (2016). Penerapan Bootstrap Dalam Metode *Minimum Covariance Determinant* (Mcd) Dan *Least Median Of Squares* (Lms) Pada Analisis Regresi Linier Berganda. *E-Jurnal Matematika, Jurusan Matematika Fakultas MIPA, Universitas Udayana* , Vol. 5 (1), hal. 22-26.
- He, P.Q, Member, IEEE, Wang, J., Member., IEEE. (2007). *Fault Detection Using the k-Nearest Neighbor Rule for Semiconductor Manufacturing Processes. IEEE TRANSACTIONS ON SEMICONDUCTOR MANUFACTURING*, VOL. 20, NO. 4 hal., 345-354.
- Sanusi, R.N.M., Saputro, D.R.S (2020). Metode *Robust Principle Component Analysis* (RPCA) dengan Algoritme Proyeksi dan Matriks Ragam Peragam. *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika 3*, Program Studi Matematika Fakultas MIPA Universitas Sebelas Maret, hal. 52-57.
- Wahyudi, T., Soeharsono., Eddy, N. (2016). Mendeteksi Kerusakan Bantalan Dengan Menggunakan Sinyal Vibrasi. *SINERGI, Pascasarjana Teknik Mesin, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Trisakti*, Vol. 20, No. 2, hal. 123-128.
- Tharrault, Y., Mourut, G., Ragot, J., Maquin. (2018). *Fault Detection And Isolation With Robust Principal. Int. J. Appl. Math. Comput. Sci.*, 2008, Vol. 18, No. 4, hal. 429–442.
- Mardia, K. V., Kent, J. T., dan Bibby, J. M. (1995). *Multivariate Analysis*. Academic Press
- Pudyastuti D., Prahasto T., dan Widodo A. (2016) Diagnosa Kerusakan *Bearing* Menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Naive Bayes Classifier*. **Jurnal Sistem Informasis Bisnis**, 5(2), 114-123. <https://doi.org/10.21456/vol6iss2pp114-123>.
- Suherman, A. S., & Kudus, A. (2024). Kepercayaan The Bootstrap Percentile Confidence Interval untuk Koefisien Variasi. *Jurnal Riset Statistika*, 21–30. <https://doi.org/10.29313/jrs.v4i1.3854>