

Visualisasi Kerusakan *Bearing* Menggunakan Metode *Independent Component Analysis (ICA)*

Silvy Rahmatiar Putri*, Sutawanir Darwis

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

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

Abstract. Vibration is a response of a mechanical system either caused by a given excitation force or changes in operating conditions as a function of time. The force that causes this vibration can be caused by several sources such as contact/impact between moving/rotating components, rotation of an unbalanced mass, misalignment and also *Bearing* faults which will be the topic of this research. The data used is *Bearing* vibration data obtained from the Prognostics Center of Excellence (PcoE) through prognostic data storage donated by the Intelligent Maintenance System (IMS), University of Cincinnati in 2003. Principal Component Analysis (PCA) method is used to see how many components resulting from. Furthermore, the selected component from the Principal Component (PC) becomes the basis for the component results from the *Independent Component Analysis (ICA)* which is used to visually see the distribution of data. In this thesis presents ICA and compare with Principal Component Analysis (PCA). In the visual results of the plot of the Principal Component and Independent Component *Bearing* damage, it can be identified that each damage produces a different form of vibration after being reduced.

Keywords: *Bearing, Time Domain, Independent Component Analysis (ICA), Principal Analysis Component (PCA).*

Abstrak. Getaran merupakan respon dari sebuah sistem mekanik baik yang diakibatkan oleh gaya eksitasi yang diberikan maupun perubahan kondisi operasi sebagai fungsi waktu. Gaya yang menyebabkan getaran ini dapat ditimbulkan oleh beberapa sumber misalnya kontak/benturan antar komponen yang bergerak/berputar, putaran dari massa yang tidak seimbang (*unbalance mass*), *misalignment* dan juga karena kerusakan bantalan (*Bearing fault*) yang akan menjadi topik penelitian ini. Data yang digunakan yaitu data vibrasi *Bearing* yang diperoleh dari *Prognostics Center of Excellence (PcoE)* melalui penyimpanan data prognostik yang disumbangkan oleh *Intelligent Maintenance System (IMS)*, University of Cincinnati pada tahun 2003. Metode Analisis Komponen Utama (AKU) digunakan untuk melihat berapa komponen yang dihasilkan. Selanjutnya komponen terpilih dari Komponen Utama (KU) menjadi dasar untuk hasil komponen dari *Independent Component Analysis (ICA)* yang digunakan untuk melihat sebaran data dengan visual oleh plot, sehingga menghasilkan beberapa komponen. Dalam skripsi ini akan disajikan ICA dalam statistik dan bandingkan metode ini dengan Analisis Komponen Utama (AKU). Pada hasil visual plot Komponen Utama dan *Independent Component* kerusakan *Bearing* dapat diidentifikasi bahwa pada setiap kerusakan menghasilkan bentuk getaran yang berbeda-beda setelah direduksi.

Kata Kunci: *Bearing, Domain Waktu, Independent Component Analysis (ICA), Analisis Komponen Utama (AKU).*

A. Pendahuluan

Bearing adalah elemen yang sangat penting dari hampir semua putaran mesin dan *Bearing* tersebut memainkan peran penting dalam keamanan dan operasi yang dapat diandalkan. Frekuensi kegagalan *Bearing* tinggi di semua mesin dibandingkan dengan komponen lainnya dan karenanya *Bearing* sering bertanggung jawab atas kerusakan mesin. Faktanya sebagian besar belanja modal pemeliharaan dihabiskan pada *Bearing*. Kerusakan *Bearing* jika terdeteksi pada tahap awal yang dapat mencegah kerusakan tersebut dan mengurangi waktu henti peralatan. Fungsi *Bearing* selain mengurangi gesekan, panas, dan aus, juga berfungsi menahan beban poros.

Umumnya kerusakan *Bearing* disebabkan kerusakan permukaan bantalan berupa *micro-pitting*, *smearing*, *indentation*, *deformasi plastis* dan korosi. Selain itu kerusakan *Bearing* berdasarkan lokasinya dapat juga dikategorikan sebagai kerusakan *inner-race*, *rolling element*, dan *outer-race*. Data yang dipakai untuk penelitian ini diperoleh dari *Prognostics Center of Excellence (PcoE)* melalui penyimpanan data prognostik yang disumbangkan oleh *Intelligent Maintenance System (IMS)*, University of Cincinnati. Di mana data ini terdiri dari 3 kerusakan yaitu pada bagian *inner race*, *rolling element*, dan *outer race*. Setiap kumpulan data menjelaskan percobaan uji-untuk-kegagalan. Data tersebut diperoleh dari file yang dikumpulkan setiap 10 menit. Setiap file terdiri dari 20.480 poin dengan sampling rate diatur pada 20 kHz.

Visualisasi data merupakan bagian tak terpisahkan dari proses ilmiah. Visualisasi yang efektif akan memungkinkan seorang ilmuwan untuk memahami data mereka sendiri dan untuk mengkomunikasikan wawasan mereka kepada lainnya. Tujuan ini dapat dilanjutkan dengan alat untuk menentukan grafik yang menyediakan keseimbangan yang baik antara efisiensi dan fleksibilitas. Visualisasi data juga dianggap sebagai visualisasi informasi atau visualisasi ilmiah. Manusia makhluk selalu menggunakan visualisasi untuk membuat pesan atau informasi bertahan lama sehingga dari gambar hal-hal yang dapat disentuh, dicium, atau dicicipi dapat direpresentasikan secara visual.

Pada penelitian ini digunakan dua metode yaitu Analisis Komponen Utama (AKU) dan *Independent Component Analysis (ICA)* untuk membandingkan hasil visual *cluster* dengan melihat titik-titik yang berkumpul pada *scatter plot* hasil domain waktu setiap *Bearing*. Pada penelitian yang dilakukan oleh(1), diketahui bahwa *ICA* menyediakan representasi data yang lebih berguna daripada *PCA*, misalnya, untuk representasi karakteristik khusus dari EEG bernama event-related potential (ERP). Analisis komponen utama (AKU) adalah analisis multivariat yang mentransformasi variabel-variabel yang saling berkorelasi menjadi variabel-variabel baru yang tidak berkorelasi dengan mereduksi sejumlah variabel tersebut sehingga mempunyai dimensi yang lebih rendah namun dapat menerangkan sebagian besar keragaman aslinya(2). Hal ini dilakukan dengan jalan menghilangkan korelasi di antara peubah melalui transformasi peubah asal kepeubah baru (merupakan kombinasi linear dari peubah-peubah asal) yang tidak saling berkorelasi. *Independent Component Analysis (ICA)* merupakan perluasan dari Analisis Komponen Utama (AKU) yang melakukan proses pengurangan dimensi dengan melihat keterhubungan antar dimensi dan indenpendensi secara statistik. Oleh karena itu penulis tertarik untuk menunjukkan visual kerusakan *Bearing* dengan metode *ICA* dan AKU, serta menganalisis apakah *ICA* dapat memberikan hasil visual yang lebih baik pada setiap status *Bearing* yang sudah ada.

Komponen utama bisa terbentuk berlandaskan matriks varian-kovarian ataupun matriks korelasi. Matriks korelasi dipakai bila variabel mempunyai varian yang berbeda signifikan ataupun berbeda satuan, sedangkan matriks varian-kovarian dipakai apabila satuan variabel sama. Apabila data asli dibakukan, lalu dihitung matriks varian kovarian maka hasilnya akan sama dengan matriks korelasi yang dihitung dari data asli. Misalkan kita mempunyai p variabel asli yang saling berkorelasi. Pada hakikatnya kita menginginkan variabel pengganti yang saling tidak berkorelasi sejumlah variabel asli. Variabel pengganti tersebut adalah komponen utama. Misalkan data dalam bentuk matriks berukuran $n \times p$ (n = jumlah objek atau sampel, p = jumlah variabel) direduksi ke dalam matriks berukuran $n \times k$ (k = komponen baru yang terbentuk) dengan $k < p$. S merupakan matriks varian kovarian dari y_1, y_2, \dots, y_p dengan pasangan *eigenvalue* dan *eigenvector* $(\lambda_1 a_1), (\lambda_2 a_2), \dots, (\lambda_p a_p)$ dengan $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \lambda_p \geq 0$ maka

komponen utama ke- i didefinisikan sebagai berikut:

$$z_i = a_{i1}y_1 + a_{i2}y_2 + \dots + a_{ip}y_p \quad (1)$$

Proporsi varian yang dijelaskan komponen- k pertama yaitu:

$$\text{Proporsi varian} = \frac{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k}{\text{tr}(S)} \quad (2)$$

Penentuan banyaknya komponen utama dapat dilakukan dengan tiga metode, diantaranya:

1. Proporsi varian kumulatif
Metode ini dapat diaplikasikan pada matriks varian-kovarian maupun matriks korelasi dengan menentukan persentase *minimum* keragaman yang mampu dijelaskan terlebih dahulu, selanjutnya banyaknya komponen utama ditentukan. Tidak ada acuan untuk besar persentase *minimum* tersebut, namun yang digunakan pada umumnya adalah 80%.
2. Scree Plot
Metode ini dapat diterapkan pada matriks varian-kovarian maupun matriks korelasi dengan menggunakan grafik. *Scree plot* merupakan plot antara i dengan λ_i . Penentuan banyaknya komponen utama dengan scree plot ini sangat subjektif yaitu dengan melihat titik belok yang mulai melandai atau tidak lagi menurun curam, atau i yang menghasilkan selisih λ_i yang tidak besar lagi.
3. Eigenvalue
Penentuan banyaknya komponen utama dengan eigenvalue hanya dapat dilakukan pada matriks korelasi. Komponen utama yang memiliki $\lambda_i < 1$ tidak digunakan (Kaiser 1960). Namun, adapula yang menggunakan komponen utama yang memiliki $\lambda_i > 0.7\bar{\lambda}$ dan dapat diterapkan pada matriks varian-kovarian.

Dalam Analisis Komponen Utama metode untuk mendapatkan nilai-nilai koefisien atau bobot dari kombinasi linier variabel-variabel pembentuknya adalah sebagai berikut: (Deshpande, 2015)

- a. Ada sebanyak p *principal component*, yaitu sebanyak variabel yang diamati dan setiap *principal component* adalah kombinasi linier dari variabel-variabel tersebut.
- b. Setiap p *principal component* saling ortogonal (tegak lurus) dan saling bebas.
- c. *Principal component* dibentuk berdasarkan urutan varians dari yang terbesar hingga yang terkecil.

Independent Component Analysis (ICA) adalah teknik statistik dan komputasi untuk mengurangi efek *noise* atau kebisingan dalam data karena ICA bertujuan untuk memisahkan sinyal yang bercampuran dari sumber yang berbeda. *Independent Component Analysis* (ICA) juga merupakan metode untuk mencari factor atau komponen yang tersembunyi dari data statistik yang multidimensional. Hal yang membuat ICA berbeda dari metode statistik lain adalah ICA mencari komponen-komponen yang independent secara statistik dan non Gaussian. ICA awalnya dikembangkan untuk menyelesaikan permasalahan yang hubungannya dekat dengan *cocktail party problem* dimana banyak pembicara yang berbicara sehingga gelombang suara mereka tercampur secara acak. ICA merupakan metode yang digunakan untuk melakukan *Blind Source Separation* (BSS) yang dapat memisahkan sinyal suara para pembicara tadi. Namun seiring dengan meningkatnya ketertarikan dalam ICA, banyak aplikasi yang mulai menggunakannya misalnya saja: *electrocephalogram* (EEG), pemrosesan array (*beamforming*), bahkan untuk pengenalan wajah.

ICA berbeda dengan AKU karena AKU hanya melakukan pemisahan berdasarkan covariance (jika covariance = 0, maka AKU menganggap kedua sinyal saling bebas). Perbedaan tersebut sekaligus merupakan kelebihan ICA, karena covariance tidak dapat dijadikan tolak ukur kebebasan antara komponen. Komponen bebas s merupakan variabel tersembunyi, untuk menganalisa komponen bebas s didasarkan pada asumsi sederhana bahwa komponen s , adalah saling bebas statistik dan mempunyai distribusi gaussian. Fungsi pdf dari variabel yang berdistribusi gaussian sangat simetrik sehingga tidak mengandung informasi tentang arah dari tiap kolom pada matriks A , dan matriks pencampur yang tidak diketahui berbentuk matriks

persegi. Setelah mengetsimasi matriks A , maka didapatkan matriks inversnya dan dinotasikan dengan W yang selanjutnya akan digunakan untuk mendapatkan komponen-komponen bebas. Selanjutnya untuk mendapatkan komponen-komponen bebasnya digunakan persamaan,

$$s = Wx \quad (3)$$

Ada beberapa teknik untuk mendapatkan perhitungan ICA yang akurat, yaitu FastICA (perhitungan ICA dengan hasil yang mendekati kebenaran). *FastICA*, algoritma yang efisien dan populer untuk *Independent Component Analysis* (ICA) dibuat oleh Aapo Hyvärinen di Helsinki University of Technology.

Adapun beberapa parameter statistik yang cukup signifikan untuk menganalisis sinyal getaran domain waktu yaitu diantaranya nilai *maximum*, *minimum*, *mean*, *standar deviasi*, *RMS*, *peak value*, *skewness*, *skewness factor*, *kurtosis*, *kurtosis factor*, *crest factor*, dan *form factor*. Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka perumusan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut: “Bagaimana hasil visual kerusakan *Bearing* dengan menggunakan metode *Independent Component Analysis* (ICA)?”, “Bagaimana hasil perbandingan visual kerusakan *Bearing* antara menggunakan metode *Independent Component Analysis* (ICA) dengan metode Komponen Utama?”.

B. Metodologi Penelitian

Adapun tahapan analisis skripsi ini yaitu:

1. Menginput data vibrasi.
2. Menentukan hasil domain waktu pada setiap *Bearing* dengan menggunakan software Python.
3. Menentukan Komponen Utama pada *Bearing* 1, 3, dan 4, serta *Bearing* gabungan 1,3, dan 4.
4. Menunjukkan visual cluster komponen utama serta dari plot pada setiap *Bearing* dan gabungan *Bearing* 1,3,4 yang diasumsikan memiliki kerusakan *Bearing* menggunakan software Rstudio.
5. Menentukan Independent Component serta scatter plot pada setiap *Bearing* dan gabungan *Bearing* 1,3,4 yang diasumsikan memiliki kerusakan *Bearing* menggunakan software Python.
6. Menunjukkan visual cluster Independent Component serta dari plot pada setiap *Bearing* dan gabungan *Bearing* 1,3,4 yang diasumsikan memiliki kerusakan *Bearing* menggunakan software Python.

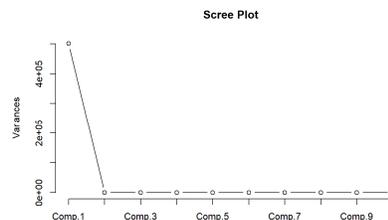
C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Visualisasi Status *Bearing*

Visualisasi dilakukan pada hasil domain waktu *Bearing* 1 dengan asumsi bahwa status *Bearing* 1 normal, *Bearing* 3 yang dinyatakan dalam IMS NASA mengalami kerusakan pada bagian *inner-race*, dan *Bearing* 4 mengalami kerusakan pada *rolling element* untuk itu dengan menggunakan metode Komponen Utama (KU) dan *Independent Component* (IC) dari masing-masing *Bearing* diperoleh hasil sebagai berikut.

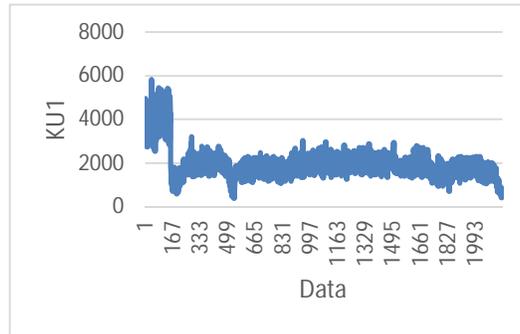
Analisis Komponen Utama

1. *Bearing* 1



Gambar 1. Scree Plot

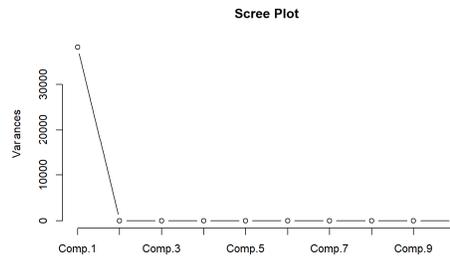
Pada *scree plot* Gambar 1 diatas terlihat bahwa kurva mulai landai pada komponen pertama ($i = 1$), artinya bahwa dengan **satu** komponen utama sudah mencukupi untuk mewakili 12 variabel awal.



Gambar 2. Hasil Komponen Utama

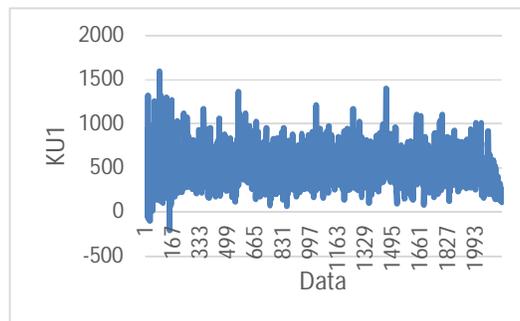
Pada hasil komponen utama dapat melihat *life cycle Bearing* yang diwakilkan oleh ψ_1 menunjukkan bahwa pada masa awal penggunaan *Bearing* 1 mengalami kenaikan vibrasi pada masa awal penggunaan

2. *Bearing* 3



Gambar 3. Scree Plot

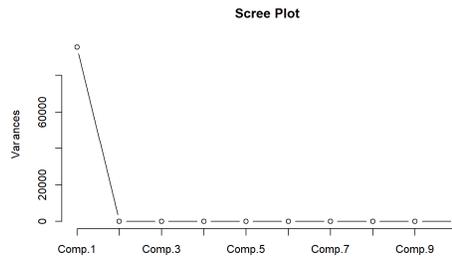
Pada *scree plot* Gambar 3 diatas terlihat bahwa kurva mulai landai pada komponen pertama ($i = 1$), artinya bahwa dengan **satu** komponen utama sudah mencukupi untuk mewakili 12 variabel awal.



Gambar 4. Hasil Komponen Utama

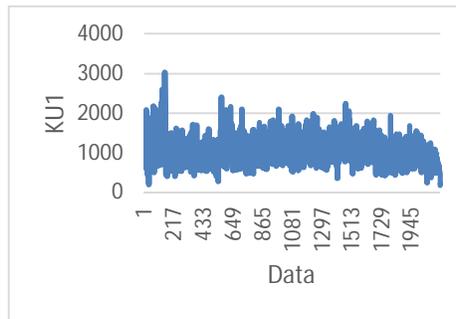
Pada hasil komponen utama dapat melihat *life cycle Bearing* yang diwakilkan oleh ψ_1 menunjukkan bahwa penggunaan *Bearing* 3 cenderung stabil.

3. Bearing 4



Gambar 5. Scree Plot

Pada *scree plot* Gambar 5 diatas terlihat bahwa kurva mulai landai pada komponen pertama ($i = 1$), artinya bahwa dengan **satu** komponen utama sudah mencukupi untuk mewakili 12 variabel awal.

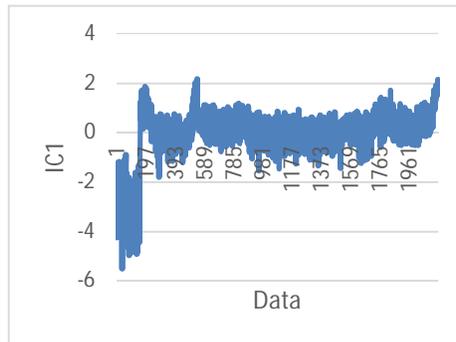


Gambar 6. Hasil Komponen Utama

Pada hasil komponen utama dapat melihat life cycle *Bearing* yang diwakilkan oleh ψ_1 menunjukkan bahwa pada masa awal penggunaan *Bearing* 4 mengalami cenderung mengalami kenaikan vibrasi.

Independent Component Analysis (ICA)

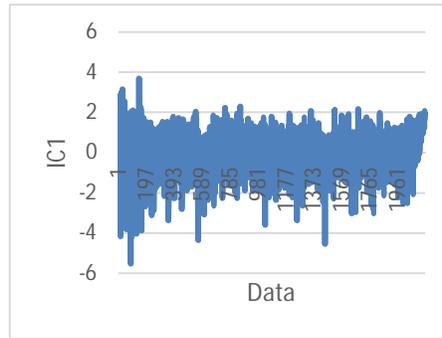
1. Bearing 1



Gambar 7. Bearing 1

Pada *Bearing* 1 dengan melihat hasil *Independent Component* menunjukkan bahwa *Bearing* 1 mengalami penurunan vibrasi pada awal waktu

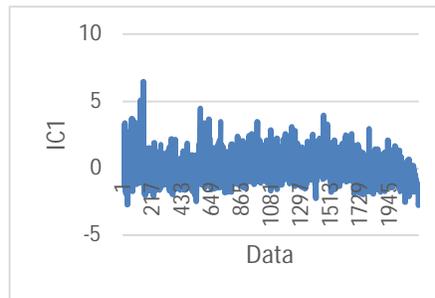
2. *Bearing* 3



Gambar 8. *Bearing* 3

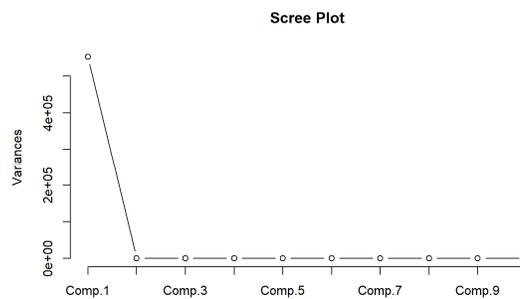
Pada *Bearing* 3 dengan melihat hasil *Independent Component* menunjukkan bahwa *Bearing* 3 pada masa pemakaiannya cukup stabil.

3. *Bearing* 4



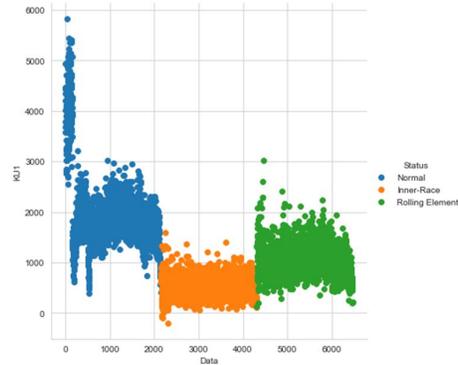
Gambar 9. *Bearing* 4

Visualisasi Gabungan *Bearing* 1, 3, 4
Analisis Komponen Utama



Gambar 10. Scree Plot

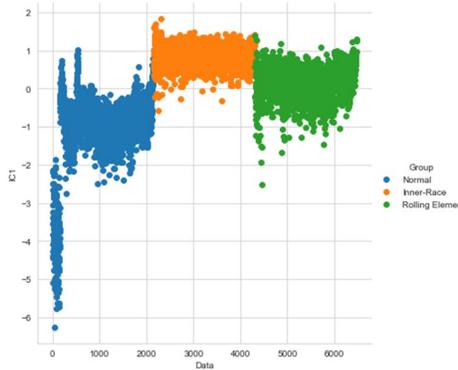
Pada *scree plot* diatas terlihat bahwa kurva mulai landai pada komponen pertama ($i = 1$), artinya bahwa dengan tiga komponen utama sudah mencukupi untuk mewakili 12 variabel awal.



Gambar 11. Scatter Plot

Secara visual, pada *Scatter plot* tersebut terdapat 3 status *Bearing* yaitu Normal, *Inner-Race*, dan *Rolling Element*.

Independent Component Analysis (ICA)



Gambar 12. Scatter Plot

Secara visual, pada *Scatter plot* tersebut terdapat 3 status *Bearing* yaitu Normal, *Inner-Race*, dan *Rolling Element*

D. Kesimpulan

Dari hasil tahapan diatas dapat disimpulkan bahwa setiap komponen utama pada *Bearing* 1, 3, dan 4 menghasilkan 1 komponen utama saja, artinya dari satu komponen sudah mewakili 12 komponen lainnya, sehingga untuk menentukan *Independent Component* dapat diikuti dengan hasil komponen utama yaitu 1. Pada hasil visual yang ditunjukkan oleh *scatter plot Bearing* gabungan 1,3, dan 4 untuk mengkonfirmasi bahwa terdapat 3 status *Bearing* yaitu normal, *inner-race*, dan *rolling element* berhasil dikelompokkan kerusakannya baik dengan hasil Komponen Utama maupun *Independent Component*.

Acknowledge

Terimakasih saya ucapkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, Orang Tua serta keluarga, Bapak Prof. Sutawanir Darwis, Bapak Suliadi, Ph.D, dan Bu Dwi Agustin Nuriani Sirodj S.Si, M.Stat, Para Dosen Statistika Unisba, dan teman-teman seperjuangan.

Daftar Pustaka

- [1] Waskom, M. (2021). Seaborn: Statistical Data Visualization. *Journal of Open Source Software*, 6(60), 3021. <https://doi.org/10.21105/joss.03021>
- [2] Bugli, C., & Lambert, P. (2007). Comparison between principal component analysis and

- Independent Component Analysis* in electroencephalograms modelling. *Biometrical Journal*, 49(2), 312–327. <https://doi.org/10.1002/bimj.200510285>
- [3] Carlos Carvalho. (2014). *Simple Linear Regression* (Issue October). The University of Texas McCombs School of Business. mcombs.utexas.edu/faculty/carlos.carvalho/teaching%0D
- [4] Chan, W. W. (2006). A Survey on Multivariate Data Visualization. *Science And Technology*, June, 1–29.
- [5] Directions, A. (2007). Principal Component Analysis (PCA) Principal Component Analysis (PCA). *Statistics*, June, 1–12.
- [6] Härdle, W., & Simar, L. (2003). Applied Multivariate Statistical Analysis. *Applied Multivariate Statistical Analysis*, April. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-05802-2>
- [7] Humanly, T., Humanly, A., Rationally, T., & Rationally, A. (2003). *Bab 2 kajian pustaka 2.1*. 7–34.
- [8] Prancisca, Devila Mustika. (2021). *Prediksi Sisa Umur Bearing Menggunakan Regresi Eksponensial*, *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 107-116.