

Klasterisasi Kerusakan *Bearing* Menggunakan Metode *K-Medoids*

Siti Maryani *, Sutawanir Darwis

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

sitimaryani1810@gmail.com, std.darwis@gmail.com

Abstract. Cluster analysis is a statistical analysis technique aimed at classifying objects into smaller groups that differ from one another. K-Medoids Clustering is one of the clustering analysis methods used to group data into several different clusters. This method uses medoid (representative) data as the center of the cluster. The K-Medoids algorithm represents a cluster by utilizing objects from a data set so that the selected objects are called medoids. Medoids are defined as objects in a cluster with the lowest average dissimilarity among all objects in a cluster. Cluster analysis can be used for the machinery industry, one of which is bearing damage. Bearings are an important part of a machine element. Bearing damage can cause significant damage to the machine and disrupt industrial work. The data used is secondary data from experimental tests provided by the Center for Intelligent Maintenance Systems (IMS), University of Cincinnati. The bearing data used is 984 data objects. This study to apply K-Medoids Clustering for bearing damage clustering. The final result of this clustering is the number of clusters for the most optimal clustering, namely $k = 2$. Clusters with the number $k = 2$ obtain a Silhouette Global value of 0.79, meaning a strong structure category.

Keywords: *Bearing, Cluster, K-Medoids, Principal Component, Silhouette.*

Abstrak. Analisis *cluster* merupakan teknik analisis statistik yang ditujukan untuk membuat klasifikasi objek-objek ke dalam kelompok-kelompok lebih kecil yang berbeda antara satu dengan yang lainnya. *K-Medoids Clustering* adalah salah satu metode analisis *clustering* yang digunakan untuk mengelompokkan data menjadi beberapa *cluster* yang berbeda. Metode ini menggunakan *medoid* (perwakilan) data sebagai pusat *cluster*. Algoritma *K-Medoids* mewakili sebuah *cluster* dengan memanfaatkan objek dari suatu kumpulan data sehingga objek yang terpilih dinamakan dengan *medoids*. *Medoids* didefinisikan sebagai objek yang terdapat dalam suatu *cluster* dengan rata-rata ketidaksamaan paling minimal diantara semua objek dalam suatu *cluster*. Analisis *cluster* dapat digunakan untuk industri mesin, salah satunya adalah kerusakan *bearing*. *Bearing* merupakan bagian penting dari suatu elemen mesin. Kerusakan *bearing* dapat menyebabkan kerusakan yang signifikan pada mesin dan mengganggu kerja industri. Data yang digunakan merupakan data sekunder hasil uji eksperimen yang disediakan oleh Center for Intelligent Maintenance Systems (IMS), Universitas Cincinnati. Data *bearing* yang digunakan yaitu sebanyak 984 objek data. Penelitian ini bertujuan menerapkan *K-Medoids Clustering* untuk klasterisasi kerusakan *bearing*. Hasil akhir dari pengklasteran ini adalah jumlah *cluster* untuk pengklasteran paling optimal yaitu sebanyak $k = 2$. *Cluster* dengan jumlah $k = 2$ memperoleh nilai *Silhouette Global* sebesar 0.79, artinya kategori struktur kuat.

Kata Kunci: *Bearing, Cluster, K-Medoids, Principal Component, Silhouette.*

A. Pendahuluan

Analisis *cluster* merupakan teknik analisis statistik yang ditujukan untuk membuat klasifikasi objek-objek ke dalam kelompok-kelompok lebih kecil yang berbeda antara satu dengan yang lainnya. Karakteristik dari objek-objek suatu *cluster* mempunyai tingkat kemiripan yang tinggi, sedangkan karakteristik objek-objek suatu *cluster* dengan *cluster* lain mempunyai tingkat kemiripan yang rendah. Hal tersebut menunjukkan bahwa, keragaman suatu *cluster* minimum, sedangkan keragaman antar *cluster* maksimum (Mattjik & Sumertajaya, 2011). Kemiripan antar objek dapat diukur dengan menggunakan ukuran jarak. Jarak yang umum digunakan yaitu jarak Euclidean.

Ada beberapa metode yang dapat digunakan untuk analisis *cluster*, salah satunya yaitu *K-Medoids*. Algoritma *K-Medoids* mewakili sebuah *cluster* dengan memanfaatkan objek dari suatu kumpulan data sehingga objek yang terpilih dinamakan dengan *medoid*. *Medoid* didefinisikan sebagai objek yang terdapat dalam suatu *cluster* dengan rata-rata ketidaksamaan paling minimal diantara semua objek dalam suatu *cluster*.

Analisis *cluster* dapat diterapkan dalam berbagai industri, salah satunya adalah industri mesin. Mesin memiliki bagian penting untuk menjalankan mesin tersebut, yaitu elemen mesin. Elemen mesin adalah rakitan komponen terkecil dalam sebuah mesin. Komponen tersebut memiliki masing-masing fungsi dan biasanya menjalankan satu fungsi, maka komponen tersebut tidak dapat digantikan dengan komponen lainnya. Salah satu elemen mesin yang umum digunakan adalah bantalan atau *bearing*.

Bearing memiliki tugas untuk menghilangkan gesekan antara dua bagian yang bergerak. Putaran mesin tidak akan bekerja tanpa adanya *bearing*. Tujuan utama *bearing* adalah mencegah kontak langsung logam satu ke logam lainnya antara dua bagian untuk memungkinkan gerakan relatif yang halus di antara keduanya. *Bearing* dapat mengalami kerusakan dan memiliki masa pakai lebih pendek jika tidak dilakukan tindakan pencegahan yang tepat. Kerusakan *bearing* memiliki tahapan dari mulai ringan sampai dengan berat atau kritis.

Kajian terhadap kerusakan *bearing* dilakukan oleh Eska (2020, Vol. 12:60) yang membahas tentang klasterisasi kerusakan *bearing* motor induksi tiga fasa menggunakan metode transformasi wavelet diskrit dan *K-Medoids* dengan hasil tingkat akurasi sebesar 86.8%. Fokus pembahasan ini adalah *bearing* dengan empat kerusakan. Karakterisasi kerusakan diperoleh menggunakan *K-Medoids* untuk klasterisasi data sinyal vibrasi *bearing* sehingga diharapkan mampu mendapat tingkat akurasi tinggi.

Berdasarkan uraian dari latar belakang tersebut, maka dari itu penulis melakukan penelitian dengan judul “Klasterisasi Terhadap Kerusakan *Bearing* Menggunakan Metode *K-Medoids*”.

B. Metode

Analisis Cluster

Analisis *cluster* merupakan teknik analisis statistik yang ditujukan untuk membuat klasifikasi objek-objek ke dalam kelompok-kelompok lebih kecil yang berbeda antara satu dengan yang lainnya. Karakteristik dari objek-objek suatu *cluster* mempunyai tingkat kemiripan yang tinggi, sedangkan karakteristik objek-objek suatu *cluster* dengan *cluster* lain mempunyai tingkat kemiripan yang rendah. Hal tersebut menunjukkan bahwa, keragaman suatu *cluster* minimum, sedangkan keragaman antar *cluster* maksimum (Mattjik & Sumertajaya, 2011). Kemiripan antar objek dapat diukur dengan menggunakan ukuran jarak.

Analisis *cluster* merupakan istilah umum yang digunakan untuk berbagai metode numerik dengan tujuan untuk menemukan kelompok atau *cluster* yang homogen dan terpisah dari kelompok lainnya (Everitt and Hothorn, 2011). Hal ini menunjukkan bahwa objek dalam

setiap *cluster* yang terbentuk cenderung mirip satu sama lain dan berbeda jauh (tidak sama) dengan objek dari kelompok lainnya. Selain itu, setiap objek hanya masuk ke dalam satu kelompok saja, tidak terjadi tumpang tindih.

Jarak Euclidean

Jarak Euclidean merupakan ukuran jarak yang paling umum digunakan. Menurut Johnson dan Wichern (2007), jarak Euclidean merupakan perhitungan jarak antara dua titik yang diturunkan berdasarkan Teorema Pythagoras. Titik $P = (x_1, x_2)$ ditarik garis lurus dengan jarak $d(O, P)$ dari titik P menuju titik asal $O = (0,0)$. Jarak $d(O, P)$ berdasarkan Teorema Pythagoras dapat ditulis sebagai berikut:

$$d(O, P) = \sqrt{x_1^2 + x_2^2} \quad \dots (1)$$

Ukuran jarak Euclidean pada analisis *cluster* antara dua objek sebanyak p variabel dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad \dots (2)$$

Keterangan:

d_{ij} : Jarak antara objek ke- i dan objek ke- j

x_{ik} : Nilai objek ke- i pada variabel ke- k

x_{jk} : Nilai objek ke- j pada variabel ke- k

K-Medoids

K-Medoids adalah algoritma *clustering* yang mirip dengan K-Means, perbedaan dari kedua algoritma ini yaitu algoritma *K-Medoids* menggunakan objek sebagai perwakilan (*medoid*) sebagai pusat *cluster* untuk setiap *cluster*, sedangkan K-Means menggunakan nilai rata-rata (mean) sebagai pusat *cluster* (Kaufman dan Rousseeuw, 1987). Algoritma *clustering K-Medoids* memiliki prinsip yaitu dengan menentukan sebuah *K cluster* dari n objek dimulai dari titik random yang diasumsikan representasi dari setiap *cluster*. Algoritma *K-Medoids* mewakili sebuah *cluster* dengan memanfaatkan objek dari suatu kumpulan data sehingga objek yang terpilih dinamakan dengan *medoids*. *Medoids* didefinisikan sebagai objek yang terdapat dalam suatu *cluster* dengan rata-rata ketidaksamaan paling minimal diantara semua objek dalam suatu *cluster*.

Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data eksperimen uji *bearing*. Data tersebut merupakan data sekunder yang disediakan oleh Center for Intelligent Maintenance Systems (IMS), Universitas Cincinnati dan disertakan dalam paket data (IMS-Rexnord *Bearing Data.zip*). Data eksperimen uji *bearing* menghasilkan data run to failure dengan memperhatikan vibrasi dari *bearing* tersebut. Kecepatan putaran dijaga konstan pada 2000 RPM oleh motor AC yang digabungkan ke poros melalui rub belts. Beban radial sebesar 6000 lbs diterapkan pada poros dan *bearing* melalui mekanisme pegas. Setiap kumpulan data terdiri dari file individual. Setiap file terdiri dari 20.480 titik dengan laju pengambilan sampel ditetapkan pada 20 kHz. File tersebut yang merupakan data vibrasi 1 detik yang direkam pada interval tertentu. Data vibrasi *bearing* direkam pada 12 Februari 2004 pukul 10:32:39 hingga 19 Februari 2004 pukul 06:22:39 dengan interval perekaman setiap 10 menit. Durasi perekaman tersebut menghasilkan jumlah file sebanyak 984 file.

Tabel 1. Data Penelitian

No.	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9
1	-0.010	-0.010	-0.059	0.037	0.096	0.006	0.074	0.084	3.629
2	-0.003	-0.002	-0.051	0.046	0.097	0.006	0.076	0.052	3.649
3	-0.002	-0.002	-0.054	0.046	0.100	0.006	0.076	0.033	3.513
4	-0.002	-0.002	-0.051	0.049	0.100	0.006	0.079	0.041	4.158
5	-0.002	-0.002	-0.054	0.049	0.103	0.006	0.078	0.028	3.603
980	-0.003	0.010	-0.303	0.327	0.630	0.526	0.725	-0.511	15.578
981	-0.004	0.012	-0.264	0.264	0.528	0.213	0.462	-0.325	6.760
982	0.005	0.024	-0.251	0.283	0.534	0.225	0.474	-0.348	3.924
983	0.002	0.002	0.002	0.002	0.000	0.000	0.002	1.166	5.072
984	-0.001	0.000	-0.002	0.000	0.002	0.000	0.001	-0.025	-1.802

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Penelitian ini dilakukan dengan bantuan software *R* dan *python*. Dari pembahasan ini akan diketahui klasterisasi terhadap kerusakan *bearing* menggunakan *K-Medoids*. Akan dilakukan analisis clustering dengan menggunakan metode *K-Medoids*. Klasterisasi dengan jumlah cluster yang dibentuk, yaitu 2 cluster, 3 cluster, 4 cluster.

Pengklasteran 2 Cluster

Perhitungan jarak data ke-1 dengan M1 dan M2 adalah sebagai berikut:

$$d_{(1,C1)} = \sqrt{(-0.010 - (-0.002))^2 + \dots + (3.629 - 3.344)^2} = 0.0853$$

$$d_{(1,C2)} = \sqrt{(-0.010 - (-0.002))^2 + \dots + (3.629 - 4.923)^2} = 1.7269$$

Diperoleh total cost sebesar 3296.0036. Kemudian ditentukan kembali objek non-*medoid* secara acak pada setiap *cluster* sebagai kandidat *medoid* baru. Dilakukan perhitungan jarak objek non-*medoid* dengan *medoid* pada setiap *cluster* menggunakan jarak Euclidean. Diperoleh total cost sebesar 2245.5892. Hitung nilai selisih total jarak ($S_{total\ jarak}$) dari total cost baru dengan total cost lama. Karena nilai $S < 0$, yaitu $-1050.4144 < 0$ maka kandidat *medoid* baru akan menjadi *medoid* baru. Penentuan objek non-*medoid* dan perhitungan jarak dilakukan kembali sampai hasil akhir. Hasil akhir diperoleh apabila nilai $S > 0$. Berdasarkan perhitungan yang sudah dilakukan, diperoleh nilai $S > 0$, yaitu $1347.3032 > 0$. Maka proses iterasi dihentikan.

Tabel 2. Hasil Klasterisasi 2 Cluster

Cluster	Jumlah Anggota	Data ke-i
1	808	1, 2, 3, ..., 701, 772, ..., 823, 895, ..., 905, 907, 909, 911, 912, 913, 926, ..., 934, 939, ..., 945, 947, ..., 951, 954, ..., 969, 979, dan 984.
2	176	702, 703, 704, ..., 771, 824, ..., 894, 906, 908, 910, 914, ..., 925, 935, ..., 938, 946, 952, 953, 970, ..., 978, 980, 981, 982, dan 983.

Pengklasteran 3 Cluster

Perhitungan jarak data ke-1 dengan M1, M2, dan M3 adalah sebagai berikut:

$$d_{(1,C1)} = \sqrt{(-0.010 - (-0.002))^2 + \dots + (3.629 - 3.306)^2} = 0.1073$$

$$d_{(1,C2)} = \sqrt{(-0.010 - (-0.002))^2 + \dots + (3.629 - 3.373)^2} = 0.0694$$

$$d_{(1,C3)} = \sqrt{(-0.010 - (-0.002))^2 + \dots + (3.629 - 3.223)^2} = 0.1762$$

Diperoleh total cost sebesar 3643.3904. Kemudian ditentukan kembali objek non-*medoid* secara acak pada setiap *cluster* sebagai kandidat *medoid* baru. Dilakukan perhitungan jarak objek non-*medoid* dengan *medoid* pada setiap *cluster* menggunakan jarak Euclidean. Diperoleh total cost sebesar 3301.5631. Hitung nilai selisih total jarak ($S_{total\ jarak}$) dari total cost baru dengan total cost lama. Karena nilai $S < 0$, yaitu $-341.8273 < 0$ maka kandidat *medoid* baru akan menjadi *medoid* baru. Penentuan objek non-*medoid* dan perhitungan jarak dilakukan kembali sampai hasil akhir. Hasil akhir diperoleh apabila nilai $S > 0$. Berdasarkan perhitungan yang sudah dilakukan, diperoleh nilai $S > 0$, yaitu $1563.3025 > 0$. Maka proses iterasi dihentikan.

Tabel 3. Hasil Klasterisasi 3 Cluster

<i>Cluster</i>	Kategori	Jumlah Anggota	Data ke-i
1	Ringan	670	1, 2, 3, 5, ..., 180, 182, ..., 603, 605, ..., 616, 618, 619, 620, 622, 623, 624, 626, ..., 631, 633, 634, 635, 637, ..., 641, 643, ..., 647, 670, 789, 790, 900, 902, 929, ..., 932, 943, 945, 948, 949, 950, 954, ..., 958, 960, ..., 967, 968, 969, dan 979.
2	Sedang	165	4, 181, 604, 617, 621, 625, 632, 636, 642, 648, ..., 669, 671, ..., 702, 763, 765, ..., 768, 770, ..., 787, 791, ..., 827, 829, 830, 831, 895, ..., 899, 903, ..., 915, 917, 925, ..., 928, 933, 934, 935, 938, ..., 942, 944, 946, 947, 951, 952, 953, dan 959.
3	Berat	149	703, 704, 705, ..., 762, 764, 769, 828, 832, ..., 894, 916, 918, ..., 924, 936, 937, 970, ..., 978, 980, 981, 982, 983, dan 984.

Pengklastran 4 Cluster

Perhitungan jarak data ke-1 dengan M1, M2, M3, dan M4 adalah sebagai berikut:

$$d_{(1,C1)} = \sqrt{(-1.2148 - (-0.002))^2 + (0.0497 - 3.306)^2} = 0.1073$$

$$d_{(1,C2)} = \sqrt{(-1.2148 - (-0.002))^2 + (0.0497 - 3.593)^2} = 0.0164$$

$$d_{(1,C3)} = \sqrt{(-1.2148 - (-0.002))^2 + (0.0497 - 3.500)^2} = 0.0312$$

$$d_{(1,C4)} = \sqrt{(-1.2148 - (-0.005))^2 + (0.0497 - 4.909)^2} = 1.6882$$

Diperoleh total cost sebesar 5331.2562. Kemudian ditentukan kembali objek non-*medoid* secara acak pada setiap *cluster* sebagai kandidat *medoid* baru. Dilakukan perhitungan jarak objek non-*medoid* dengan *medoid* pada setiap *cluster* menggunakan jarak Euclidean. Diperoleh total cost sebesar 3270.9351. Hitung nilai selisih total jarak ($S_{total\ jarak}$) dari total cost baru dengan total cost lama. Karena nilai $S < 0$, yaitu $-2060.3212 < 0$ maka kandidat *medoid* baru akan menjadi *medoid* baru. Penentuan objek non-*medoid* dan perhitungan jarak dilakukan kembali sampai hasil akhir. Hasil akhir diperoleh apabila nilai $S > 0$. Berdasarkan perhitungan yang sudah dilakukan, diperoleh nilai $S > 0$, yaitu $82132.9453 > 0$. Maka proses

iterasi dihentikan.

Tabel 4. Hasil Klasterisasi 4 Cluster

<i>Cluster</i>	<i>Kategori</i>	<i>Jumlah Anggota</i>	<i>Data ke-i</i>
1	Ringan	670	1, 2, 3, 4, ..., 144, 146, ..., 603, 605, 616, 618, 619, 620, 622, 623, 624, 626, 631, 633, 634, 635, 637, ..., 641, 643, ..., 647, 670, 767, 768, 770, 788, 789, 900, 901, 902, 929, ..., 932, 943, 945, 948, 949, 950, 954, ..., 958, 960, ..., 969, dan 979.
2	Sedang	164	145, 604, 617, 621, 625, 632, 636, 642, 648, ..., 669, 671, ..., 702, 763, 765, 771, ..., 787, 780, ..., 827, 829, 830, 831, 895, ..., 899, 903, ..., 915, 917, 925, ..., 928, 933, 934, 935, 938, ..., 942, 944, 946, 947, 951, 952, 953, 959
3	Berat	145	703, 704, 705, ..., 762, 764, 766, 769, 828, 832, ..., 894, 916, 918, ..., 924, 936, 937, 970, 971, 973, 975, 978, 981, 982, dan 983.
4	Kritis	5	972, 974, 976, 977, dan 980.

Silhouette Coefficient

Setelah hasil pengelompokkan diperoleh maka selanjutnya adalah menghitung nilai Silhouette untuk menentukan apakah kelompok yang terbentuk sudah baik.

Tabel 5 Nilai Silhouette k = 2

<i>Cluster</i>	<i>Anggota Cluster</i>	<i>Silhouette</i>	<i>Kategori</i>
1	808	0.86	Kuat
2	176	0.44	Lemah
<i>Silhouette Global</i>		0.78	Kuat

Berdasarkan Tabel 4.31 diperoleh bahwa nilai *Silhouette* untuk *cluster* 1 adalah sebesar 0.86 dan untuk *cluster* 2 sebesar 0.44. Berdasarkan kategori struktur *cluster*, *cluster* 1 memiliki struktur yang kuat, sementara *cluster* 2 memiliki struktur yang lemah. Secara keseluruhan hasil *cluster* yang terbentuk, diperoleh *Silhouette Global* bernilai 0.78, dimana dapat diartikan bahwa struktur *cluster* yang terbentuk kuat.

Tabel 6 Nilai Silhouette k = 3

<i>Cluster</i>	<i>Anggota Cluster</i>	<i>Silhouette</i>	<i>Kategori</i>
1	670	0.74	Kuat
2	165	0.46	Lemah
3	149	0.35	Lemah
<i>Silhouette Global</i>		0.64	Baik

Berdasarkan Tabel 4.32 diperoleh bahwa nilai *Silhouette* untuk *cluster* 1 adalah sebesar 0.74, untuk *cluster* 2 sebesar 0.46, dan untuk *cluster* 3 sebesar 0.35. Berdasarkan kategori struktur *cluster*, *cluster* 1 memiliki struktur yang kuat, sementara *cluster* 2 dan 3

memiliki struktur yng lemah. Secara keseluruhan hasil *cluster* yang terbentuk, diperoleh *Silhouette Global* bernilai 0.64, dimana dapat diartikan bahwa struktur *cluster* yang terbentuk baik.

Tabel 6 Nilai *Silhouette* $k = 4$

<i>Cluster</i>	<i>Anggota Cluster</i>	<i>Silhouette</i>	Kategori
1	670	0.74	Kuat
2	164	0.45	Lemah
3	145	0.58	Baik
4	5	0.41	Lemah
<i>Silhouette Global</i>		0.67	Baik

Berdasarkan Tabel 4.33 diperoleh bahwa nilai *Silhouette* untuk *cluster* 1 adalah sebesar 0.74, untuk *cluster* 2 sebesar 0.45, untuk *cluster* 3 sebesar 0.58, *cluster* 3 sebesar 0.58, dan untuk *cluster* 4 sebesar 0.41. Berdasarkan kategori struktur *cluster*, *cluster* 1 memiliki struktur yang kuat, *cluster* 2 dan 4 memiliki struktur yang lemah, sementara *cluster* 3 memiliki struktur yang baik. Secara keseluruhan hasil *cluster* yang terbentuk, diperoleh *Silhouette Global* bernilai 0.67, dimana dapat diartikan bahwa struktur *cluster* yang terbentuk baik.

Berdasarkan hasil tersebut, pengklasteran dengan jumlah $k = 2$ memperoleh nilai *Silhouette Global* paling tinggi, yaitu 0.78 dengan kategori struktur kuat. Maka, diambil $k = 2$ untuk pengklasteran yang optimal.

D. Kesimpulan

Kesimpulan yang didapatkan yaitu sebagai berdasarkan data skor *principal component*, pengklasteran paling optimal terhadap kerusakan *bearing* menggunakan metode *k-medoids* yaitu sebanyak 2 *cluster*, dengan nilai *Silhouette Global* sebesar 0.79 dan struktur kuat. Masing-masing *cluster* 1 dan 2 beranggotakan 792 dan 192 objek. *Cluster* 1 untuk kategori kerusakan ringan dan *cluster* 2 untuk kategori kerusakan berat. Berdasarkan data fitur, pengklasteran paling optimal terhadap kerusakan *bearing* menggunakan metode *k-medoids* yaitu sebanyak 2 *cluster*, dengan nilai *Silhouette Global* sebesar 0.78 dan struktur kuat. Masing-masing *cluster* 1 dan 2 beranggotakan 808 dan 176 objek. *Cluster* 1 untuk kategori kerusakan ringan dan *cluster* 2 untuk kategori kerusakan berat.

Daftar Pustaka

- Erick, Y. (2021). *Apa Itu Bearing? Jenis, Fungsi, Prinsip Kerja dan Bagian-Bagiannya* (Stella Maris College), (Online), (<https://stellamariscollege.org/bearing/>, diakses pada 12 Desember 2023)
- Everitt, B. and T. Hothorn. (2011). *An Introduction to Applied Multivariate Analysis with R*. New York: Springer.
- Irwansyah, E. dan M. Faisal (2015). *Advanced Clustering: Teori dan Aplikasi*. Sleman: Deepublish.
- Johnson, R. A. and D. W. Wichern. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis*. New Jersey: Prentice Hall International.

- Jolliffe, I. T. (2002). *Principal Component Analysis, Second Edition*. New York: Department of Mathematical Science, King's College.
- Kaufman, L. and P. J. Rousseeuw. (1990). *Finding Groups in Data An Introduction to Cluster Analysis*. New Jersey: Wiley Interscience.
- Krakatau Jasa Industri. (2021). *Bearing atau Bantalan untuk Mesin Industri*, (Online), (<https://krakataujasaindustri.com/>, diakses pada 15 Januari 2024).
- Manly, B. F. J. and J. A. N. Alberto. (2017). *Multivariate Statistical Methods A Primer (Fourth Edition)*. New York; CRC Press.
- Mattjik, A. A. dan I. M. Sumertajaya. (2011). *Sidik Peubah Ganda Dengan Menggunakan SAS*. Bogor: Departemen Statistika, Institut Pertanian Bogor.
- Payne, D. (2024). *What Causes Bearing Failures and Preventative Measures You Need to Know* (Online), (<https://www.bdsbearing.com/>, diakses pada 1 Februari 2024).
- Rencher, A. V. (2002). *Methods of Multivariate Analysis*. New York; John Wiley and Sons.
- Sangga, V. A. P. (2018). *Perbandingan Algoritma K-Means dan Algoritma K-Medoids Dalam Pengelompokan Komoditas Peternakan Di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2015*. Skripsi tidak dipublikasikan. Yogyakarta: Universitas Islam Bandung.
- Susanti, A. D. (2021). *Analisis Non-Hierarchical Partitioning K-Medoid Pada Produksi Sektor Holtikultura Tahun 2019 Di Indonesia*. Skripsi tidak dipublikasikan. Jambi: Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Jambi.
- Velling, A. (2021). *Types of Machine Elements*, (Online), (<https://fractory.com/types-of-machine-elements/>, diakses pada 11 November 2023)