

Analisis *Clustering* terhadap Aktivitas Bongkar Muat Kendaraan di Pelabuhan Patimban Menggunakan *K-Means* dan *K-Medoids*

Demas Mochamad Mulky, Muthia Nadhira Faladiba

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

demasmochamad86@gmail.com, muthia.nadhira@unisba.ac.id

Abstract. Patimban Port is a national strategic port that plays a vital role in supporting vehicle import-export activities in Indonesia. However, variations in the intensity of loading and unloading activities between vessels affect the effectiveness of port resource allocation. This study aims to cluster vehicle loading and unloading activities at Patimban Port using *clustering* methods: *K-Means* and *K-Medoids*. A quantitative approach was applied, with the research object being the 2023 ship arrival report data (*LK3*), obtained from the Class II Patimban Port Authority Office. The data were collected from secondary sources, normalized using the Box-Cox transformation, and analyzed using both *K-Means* and *K-Medoids* methods. The clustering results were evaluated using the *Davies-Bouldin Index*, *Dunn Index*, and *Calinski-Harabasz Index*. The findings show that the *K-Medoids* method produces more optimal clustering results than *K-Means*, as indicated by better compactness and separation metrics. This study contributes to strategic decision-making by providing insights to improve the operational efficiency of the port through the clustering of vessel activity.

Keywords: *K-Means, K-Medoids, Port.*

Abstrak. Pelabuhan Patimban merupakan pelabuhan strategis nasional yang berperan penting dalam mendukung kegiatan ekspor-impor kendaraan di Indonesia. Namun, terdapat variasi intensitas aktivitas bongkar muat kendaraan antar kapal, yang berdampak pada efektivitas pengalokasian sumber daya pelabuhan. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan aktivitas bongkar muat kendaraan di Pelabuhan Patimban dengan menggunakan metode *clustering K-Means* dan *K-Medoids*. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan objek penelitian berupa data laporan kedatangan kapal (*LK3*) tahun 2023 yang diperoleh dari Kantor Kesyahbandaran dan Otoritas Pelabuhan Kelas II Patimban. Data dikumpulkan melalui sumber sekunder dan diolah menggunakan transformasi Box-Cox, kemudian dianalisis dengan metode *K-Means* dan *K-Medoids*. Evaluasi hasil pengelompokan dilakukan menggunakan *Davies-Bouldin Index*, *Dunn Index*, dan *Calinski-Harabasz Index*. Hasil menunjukkan bahwa metode *K-Medoids* menghasilkan pengelompokan yang lebih optimal dibandingkan *K-Means*, dengan nilai evaluasi yang menunjukkan tingkat kekompakan dan pemisahan klaster yang lebih baik. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengambilan keputusan strategis terkait efisiensi operasional pelabuhan melalui pengelompokan aktivitas kapal.

Kata Kunci: *K-Means, K-Medoids, Pelabuhan.*

A. Pendahuluan

Pelabuhan Patimban yang terletak di Kabupaten Subang, Jawa Barat, merupakan salah satu Proyek Strategis Nasional yang berperan penting dalam mendukung kegiatan ekspor dan impor kendaraan bermotor di Indonesia. Sejak diresmikan pada tahun 2020, pelabuhan ini dirancang untuk menjadi pusat logistik otomotif nasional dan internasional (Kementerian Perhubungan Republik Indonesia, 2023). Dalam menjalankan fungsinya, Pelabuhan Patimban menangani berbagai aktivitas bongkar muat kendaraan dari kapal-kapal yang datang dengan frekuensi dan intensitas yang berbeda-beda.

Perbedaan tingkat aktivitas antar kapal menimbulkan tantangan dalam efisiensi pengelolaan sumber daya pelabuhan, seperti dermaga, alat bongkar muat, dan jadwal pelayanan. Kapal dengan aktivitas tinggi seharusnya mendapat prioritas alokasi sumber daya, namun dalam praktiknya, sistem pengelolaan di Pelabuhan Patimban masih bersifat umum dan belum berdasarkan segmentasi atau klasifikasi aktivitas bongkar muat. Ketidakefisienan ini berpotensi menurunkan produktivitas pelabuhan dan menyebabkan penumpukan atau keterlambatan layanan (Sary et al., 2024).

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperlukan metode yang mampu mengelompokkan kapal berdasarkan karakteristik aktivitas bongkar muatnya secara objektif. Salah satu pendekatan yang relevan adalah data mining, khususnya metode clustering. Teknik ini memungkinkan pengelompokan data berdasarkan kesamaan tertentu tanpa memerlukan label, sehingga cocok untuk mengungkap pola tersembunyi dalam data operasional pelabuhan. Dua metode yang umum digunakan adalah K-Means dan K-Medoids. K-Means menggunakan nilai rata-rata sebagai pusat cluster (centroid), sedangkan K-Medoids menggunakan objek aktual (medoid) yang lebih tahan terhadap pengaruh outlier (Faran & Aldisa, 2023; Nafilah et al., 2024).

Penelitian terdahulu oleh (Kamila et al., 2019) menunjukkan bahwa K-Means dan K-Medoids dapat digunakan secara efektif dalam pengelompokan data transaksi bongkar muat di Riau, meskipun hasil evaluasi cenderung menunjukkan performa lebih stabil pada K-Means. Sementara itu, (Hazman et al., 2019) juga menunjukkan keberhasilan metode clustering dalam mengelompokkan aktivitas pelabuhan secara nasional.

Sayangnya, hingga saat ini belum ada penelitian atau sistem pengelompokan aktivitas bongkar muat kendaraan yang diterapkan secara spesifik di Pelabuhan Patimban. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode K-Means dan K-Medoids dalam mengelompokkan kapal berdasarkan intensitas aktivitasnya. Diharapkan, hasil pengelompokan ini dapat memberikan dasar pertimbangan bagi manajemen pelabuhan dalam meningkatkan efisiensi operasional dan pengambilan keputusan yang lebih tepat sasaran.

B. Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode clustering non-hierarki untuk mengelompokkan aktivitas bongkar muat kendaraan di Pelabuhan Patimban. Data yang digunakan merupakan data sekunder dari laporan kedatangan kapal (LK3) tahun 2023, yang diperoleh melalui Seksi Lalu Lintas Angkutan Laut di KSOP Kelas II Patimban. Variabel utama yang dianalisis adalah jumlah kendaraan yang dibongkar dan dimuat oleh masing-masing kapal.

Sebelum analisis dilakukan, data diproses melalui tahap prapengolahan, yaitu seleksi variabel, uji multikolinearitas menggunakan nilai Variance Inflation Factor (VIF), serta normalisasi data dengan transformasi Box-Cox untuk mengatasi ketidakteraturan distribusi dan keberadaan outlier.

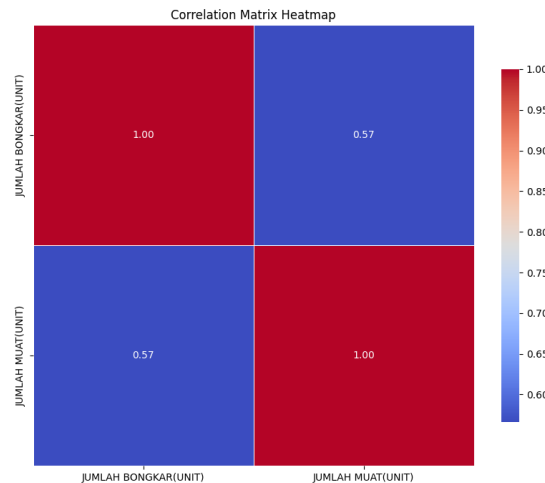
Pengelompokan dilakukan menggunakan dua metode: K-Means yang berbasis pusat rata-rata, dan K-Medoids yang menggunakan data aktual sebagai pusat klaster sehingga lebih tahan terhadap pencilan. Jumlah klaster optimal ditentukan melalui metode Silhouette Score. Hasil pengelompokan dari kedua metode dievaluasi menggunakan tiga metrik validasi internal: Davies-Bouldin Index, Dunn Index, dan Calinski-Harabasz Index. Metode dengan hasil evaluasi terbaik dipilih sebagai pendekatan yang paling optimal untuk mengelompokkan aktivitas kapal berdasarkan intensitas bongkar muatnya.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Pre-processing Data

Langkah awal dalam algoritma *K-Medoids* adalah seleksi variabel, pengecekan asumsi multikolinearitas menggunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF), dan normalisasi data menggunakan transformasi *Box-Cox* untuk data rekapan laporan kedatangan kapal (LK3).

Korelasi



Gambar 1. *Correlation Matrix Heatmap* Bongkar dan Muat

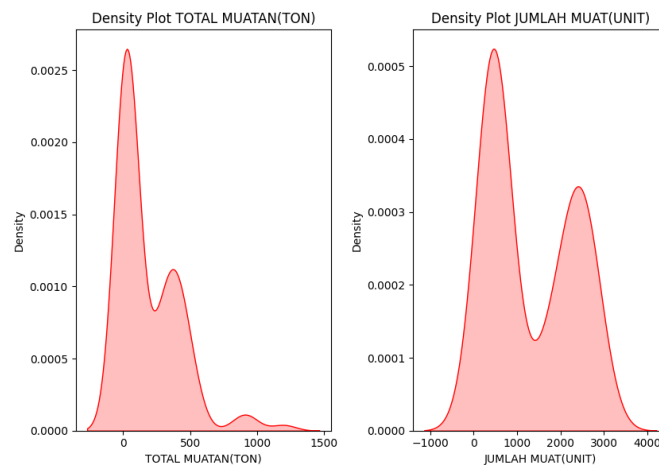
Berdasarkan Gambar 1 bahwa jumlah bongkar (Unit) dan jumlah muat (Unit) memiliki nilai korelasi posited sebesar 0,57, menjadikannya dua variabel utama berdasarkan *Correlation Matrix Heatmap*. Nilai ini berarti bahwa ketika jumlah unit yang dibongkar meningkat, demikian pula jumlah unit yang dimuat. Sehingga, cukup untuk menjadikan keduanya sebagai variabel utama tanpa menimbulkan masalah redundansi data. Karena hubungan keduanya tidak terlalu kuat, variasi tetap terjaga, sehingga keduanya relevan digunakan dalam analisis kluster.

Multikolinearitas

Tabel 1. Nilai VIF

<i>Feature</i>	VIF
JUMLAH BONGKAR (UNIT)	2.59
JUMLAH MUAT (UNIT)	2.59

Hasil uji multikolinearitas pada Tabel 2 menunjukkan nilai VIF sebesar 2,59 untuk variabel jumlah bongkar dan muat, yang berada di bawah ambang batas 10. Hal ini mengindikasikan tidak adanya multikolinearitas, sehingga keduanya layak digunakan dalam analisis *cluster* dengan ukuran jarak *Euclidean*. Dengan demikian, proses pengelompokan dapat dilanjutkan ke tahap berikutnya.



Gambar 2. Distribusi Data Jumlah Bongkar dan Jumlah Muat Kendaraan

Gambar 2 memperlihatkan bahwa distribusi jumlah bongkar bersifat asimetris dan multimodal, menunjukkan potensi keberadaan beberapa *cluster*. Sebaliknya, distribusi jumlah muat cenderung lebih simetris namun tetap menunjukkan kemiringan positif. Ketidakteraturan ini mengindikasikan perlunya transformasi untuk mendekatkan data ke distribusi normal. Maka akan dilakukan transformasi agar distribusi menjadi lebih normal menggunakan teknik *box-cox*.

Normalisasi Data

Untuk mengatasi ketidakteraturan distribusi dan *outlier*, normalisasi dilakukan menggunakan transformasi Box-Cox. Metode ini dipilih karena mampu mengubah data yang tidak normal menjadi lebih simetris sekaligus mengurangi heteroskedastisitas. Dengan penyesuaian parameter ϕ (π) secara adaptif, Box-Cox efektif meningkatkan kualitas data untuk analisis *cluster*.

Tabel 2. Data Transformasi *Box-cox*

	BCX_JUMLAH BONGKAR (UNIT)	BCX_JUMLAH MUAT (UNIT)
0	1,829370	30,080770
1	2,907626	33,185316
2	4,700779	28,707288
3	0,731987	31,789313
4	1,198310	31,735117
...	...	...
110	0,000000	26,748677
111	2,620501	22,177102
112	4,485986	22,718663
113	0,000000	19,584674
114	10,330741	0,000000

Analisis Cluster

Berikut adalah penelitian mengenai pengelompokan jumlah bongkar (Unit) dan jumlah muat (Unit), yang diuji menggunakan metode *K-Means* dan *K-Medoids*. Penentuan K sebagai jumlah *cluster* optimal yang akan dibentuk diperoleh dari *silhouette score* dan grafik.

K-Means

Metode *K-Means* adalah suatu pendekatan untuk mengelompokkan data ke dalam K *cluster*, di mana setiap data akan diasosiasikan dengan pusat *cluster* (*centroid*) yang terdekat.

Tabel 3. *Silhouette Score*

<i>Silhouette Score</i>	<i>Number of Clusters</i>
0,763670750236869	2
0,7842498141179322	3
0,6907015577630569,	4
0,5512125303324611	5
0,5026110071829245	6
0,4748024147501713	7
0,4997494817078111	8
0,4906150804410953	9

Berdasarkan Tabel 3, dapat diketahui bahwa nilai K yang optimal adalah 3, karena memiliki nilai tertinggi sebesar 0.78. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa jumlah *cluster* yang paling optimal menurut *silhouette method* adalah 3 *cluster*. Gambar 3 menunjukkan grafik dari *silhouette method*.

**Gambar 3.** Grafik Silhouette Method

Penentuan anggota setiap *cluster* dilakukan dengan membangkitkan nilai *centroid* menggunakan metode *K-Means++*.

Tabel 4. Nilai *Centroid*

Jumlah Bongkar (Unit)	Jumlah Muat (Unit)	<i>Cluster</i>
8,70751903	61,28696724	1
3,39781447	30,20564111	2
10,47876107	0,47235055	3

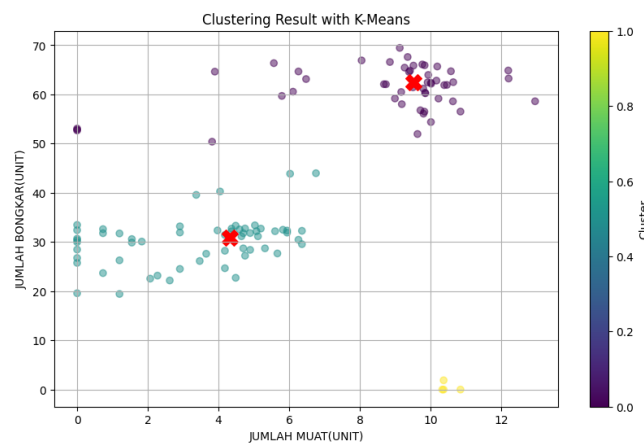
Berdasarkan hasil *centroid* dari algoritma *K-Means++*, terdapat tiga *cluster* yang menggambarkan pola aktivitas bongkar muat. *Cluster 1* memiliki *centroid* di (8,7;61,29), yang menunjukkan bahwa aktivitas bongkar muat rata-rata lebih tinggi daripada bongkar muat, yang sebenarnya di bawah rata-rata. *Cluster 2* dengan *centroid* (3,40;30,20) menunjukkan keseimbangan antara bongkar muat dan bongkar muat, meskipun keduanya mendekati rata-rata. Serta *cluster 3* dengan *centroid* (10,49;0,47) menunjukan bahwa aktivitas bongkar dan muat rendah.

Tabel 5. Jarak *Euclidean*

JARAK CLUSTER 1	JARAK CLUSTER 2	JARAK CLUSTER 3
31,95521404	1,573407873	30,8459148

28,69392938	3,019725903	33,5776736
32,82513435	1,98564256	28,82007625
30,55684348	3,100750143	32,79865484
30,49098354	2,679013563	32,61115326
...	...	...
35,61901694	4,84724073	28,28868635
39,58071928	8,066080466	23,08351149
38,7986524	7,565643166	23,03935281
42,60166811	11,15123668	21,79645274
61,30845947	30,99106683	0,495000027

Tabel 5 menunjukkan jarak *Euclidean* antara setiap unit dengan *centroid* setiap kelompok aktivitas bongkar dan muat. Jarak yang lebih kecil menunjukkan kedekatan yang lebih tinggi daripada *centroid cluster* saat ini, yang menunjukkan aktivitas yang lebih menetap. Unit yang agak lebih besar sedikit lebih dekat ke *Cluster 0*, yang menunjukkan aktivitas bongkar-muat yang lebih umum, sedangkan *Cluster 1* dan *2* menunjukkan aktivitas yang lebih bervariasi, dengan jarak yang lebih kecil di *Cluster 2* (0,49).



Gambar 4. Grafik Pengelompokan Metode *K-Means*

Berdasarkan Gambar 4, dapat diketahui bahwa pengelompokan aktivitas bongkar muat di Pelabuhan Patimban terbagi menjadi tiga *cluster*. *Cluster 2* memiliki jumlah anggota terbanyak, diikuti oleh *Cluster 1*, sedangkan *Cluster 3* memiliki jumlah anggota yang paling sedikit.

Tabel 6. Rata-rata Masing-masing Variabel Metode *K-Means*

<i>Cluster</i>	BCX_ JUMLAH BONGKAR (UNIT)	BCX_ JUMLAH MUAT (UNIT)
1	343	2335
2	27	496
3	457	2

Berdasarkan hasil rata-rata dari masing-masing variabel pada Tabel 6 menunjukkan bahwa rata-rata setiap variabel *cluster 1* lebih besar dibandingkan rata-rata variabel *cluster 2* dan *cluster 3*. Dapat dilihat bahwa kapal yang terdapat pada *cluster 1* memiliki variabel Jumlah Bongkar (Unit) dengan nilai 343; Jumlah Muat (Unit) dengan nilai 2335. *Cluster 2* memiliki rata-rata variabel Jumlah Bongkar (Unit) dengan nilai 27; Jumlah Muat (Unit) dengan nilai 496. *Cluster 3* memiliki rata-rata variabel Jumlah Bongkar (Unit) dengan nilai 457; Jumlah Muat (Unit) dengan nilai 2.

K-Medoids

Metode *K-Medoids* adalah pendekatan yang digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam *K cluster*, di mana setiap data akan diasosiasikan dengan *medoid* (objek dalam *cluster*) yang paling dekat. Berbeda dengan *K-Means* yang menggunakan rata-rata (*centroid*) sebagai pusat *cluster*, *K-*

Medoids memilih data aktual sebagai pusat *cluster*, sehingga lebih tahan terhadap *outlier*.

Tabel 7. Nilai Silhouette *K-Medoids*

<i>Silhouette Score</i>	<i>Number of Clusters</i>
0.763670750236869	2
0.6268747931575892	3
0.6140173867016716	4
0.5881685199306400	5
0.5107734907774595	6
0.4651346361547003	7
0.4641450716310462	8
0.5084098796258575	9

Berdasarkan Tabel 7, jumlah *cluster* yang optimal adalah 2, karena memiliki nilai tertinggi sebesar 0,76. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa menurut metode *silhouette*, pemisahan data paling optimal dicapai dengan menggunakan 2 *cluster*. Gambar 3 menunjukkan grafik dari *silhouette method*.



Gambar 5. Grafik *Silhouette K-Medoids*

Penentuan anggota setiap *cluster* dilakukan dengan menghasilkan *centroid* awal menggunakan metode *K-Medoids++*, kemudian menentukan *centroid* utama melalui algoritma *K-Medoids*.

Tabel 8. Nilai *Centroid* Berdasarkan *Medoid* Indeks

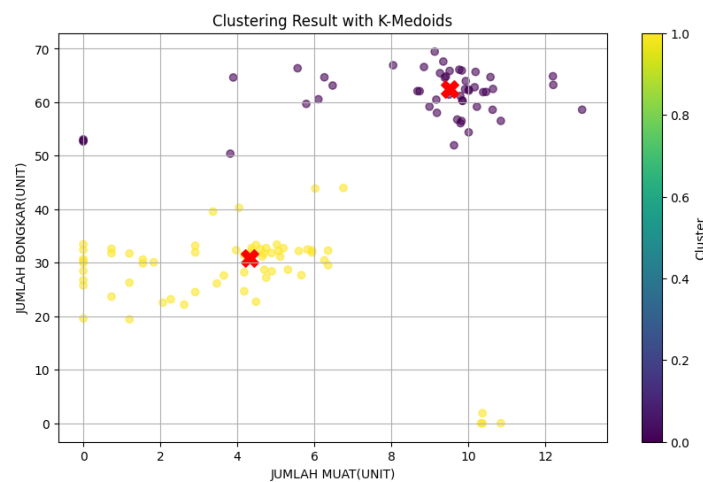
Objek	JUMLAH BONGKAR (UNIT)	JUMLAH MUAT (UNIT)
32	9.508435	62.428143
76	4.308397	30.879737

Berdasarkan Tabel 8, nilai *centroid* untuk masing-masing *cluster* ditentukan oleh objek yang terpilih sebagai *medoid* berdasarkan indeksinya. Objek dengan indeks 32 memiliki nilai Jumlah Bongkar sebesar 9,508 unit dan Jumlah Muat sebesar 62,428 unit, sementara objek dengan indeks 76 memiliki Jumlah Bongkar 4,308 unit dan Jumlah Muat 30,880 unit. Nilai-nilai ini merepresentasikan pusat dari masing-masing *cluster*, yang digunakan sebagai acuan untuk menentukan kedekatan atau keanggotaan objek lainnya dalam proses pengelompokan.

Tabel 9. Jarak *Euclidean* Data Awal

KAPAL	Cluster	JARAK CLUSTER 1	JARAK CLUSTER 2
KALIMANTAN LEADER	1	33,24636234	2,604597353
KALIMANTAN LEADER	1	29,97855294	2,697749623
KALIMANTAN LEADER	1	34,06184968	2,207599502
KALIMANTAN LEADER	1	31,87105132	3,690262449
KALIMANTAN LEADER	1	31,79811363	3,225572064
KALIMANTAN LEADER	1	33,43935029	4,338548034
KALIMANTAN LEADER	1	34,63057312	2,672922003

Tabel 9 menampilkan jarak antara setiap objek dengan *medoid* atau pusat *cluster* terdekat. Semakin kecil nilai jarak *Euclidean*, semakin dekat objek tersebut dengan *medoid*, menunjukkan bahwa objek tersebut memiliki karakteristik yang mirip dengan pusat *cluster*. Jarak ini digunakan untuk menentukan keanggotaan objek dalam *cluster* yang paling sesuai.

**Gambar 6.** Grafik Pengelompokan Metode *K-Medoids*

Berdasarkan Gambar 9 diketahui bahwa pengelompokan aktivitas bongkar dan muat di Pelabuhan Patimban terbagi menjadi dua *cluster*. Pada *cluster* satu terdiri dari 51 objek dan *cluster* dua terdiri dari 64.

Tabel 10. Rata-rata Masing-masing Variabel Metode *K-Medoids*

Cluster	BCX_JUMLAH BONGKAR (UNIT)	BCX_JUMLAH MUAT (UNIT)
1	343	2336
2	54	466

Berdasarkan Tabel 10 hasil rata-rata dari masing-masing variabel diatas menunjukkan bahwa rata-rata setiap variabel *cluster* 1 lebih besar dibandingkan rata-rata variabel *cluster* 2.

Evaluasi dan Penentuan Model Terbaik

Tabel 11. Nilai Perbandingan Score *K-Means* dan *K-Medoids*

Clustering Method	Davies-Bouldin Index (DBI)	Dunn Index	Calinski-Harabasz Index
<i>K-Means</i>	0.69	0.75	493.82
<i>K-Medoids</i>	0.28	2.08	862.19

Berdasarkan tiga metrik evaluasi, yaitu Davies-Bouldin Index (DBI), Dunn Index, dan Calinski-Harabasz Index (CHI), metode *K-Medoids* menunjukkan performa lebih baik dibandingkan *K-Means*. Nilai DBI yang lebih rendah menandakan *cluster* yang lebih kompak dan terpisah. Pada Dunn Index skor yang lebih tinggi mencerminkan struktur *cluster* yang lebih kuat. Sementara itu, nilai CHI yang tinggi, mengindikasikan konsistensi dan separasi antar *cluster* yang lebih optimal. Hasil ini menegaskan bahwa *K-Medoids* lebih unggul dalam membentuk *cluster* yang stabil dan representatif.

D. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis menggunakan metode non hirarki yaitu metode *K-Means* dan *K-Medoids* pada data rekapan laporan kedatangan kapal (LK3) di Pelabuhan Patimban.

1. Metode *K-Means* membagi aktivitas bongkar muat di Pelabuhan Patimban menjadi tiga cluster berdasarkan frekuensi kegiatan. *Cluster 1* menunjukkan intensitas tertinggi dengan rata-rata 343 unit bongkar dan 2335 unit muat. *Cluster 2* memiliki aktivitas sedang (27 bongkar, 496 muat), sementara *Cluster 3*, meskipun hanya terdiri dari satu objek, menunjukkan pola khusus dengan 457 bongkar dan hanya 2 muat. Hasil ini mencerminkan variasi signifikan dalam pola operasional kapal, yang dapat dimanfaatkan untuk strategi pengelolaan pelabuhan yang lebih efisien.
2. Dengan metode *K-Medoids*, aktivitas dibagi ke dalam dua *cluster*. *Cluster 1* mencerminkan volume tertinggi (343 unit bongkar dan 2336 muat), sedangkan *Cluster 2* menunjukkan aktivitas lebih rendah (54 bongkar dan 466 muat). Perbedaan intensitas yang tajam antara keduanya menegaskan efektivitas pengelompokan ini dalam menggambarkan segmentasi operasional kapal. Temuan ini memberikan dasar bagi pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam pengalokasian sumber daya pelabuhan.
3. Evaluasi terhadap ketiga metrik validasi DBI, Silhouette Coefficient, dan Calinski-Harabasz Index menunjukkan bahwa *K-Medoids* unggul dibandingkan *K-Means*. Nilai evaluasi yang lebih baik pada *K-Medoids* menandakan klaster yang lebih kompak, terpisah, dan stabil. Oleh karena itu, *K-Medoids* dinilai sebagai metode yang lebih optimal dalam mengelompokkan aktivitas bongkar muat kendaraan di Pelabuhan Patimban.

Ucapan Terimakasih

Penulis menyampaikan rasa syukur ke hadirat Allah SWT atas rahmat dan karunia-Nya, sehingga artikel ini yang berjudul "*Analisis Cluster terhadap Aktivitas Bongkar Muat Kendaraan di Pelabuhan Patimban Menggunakan K-Means dan K-Medoids*" dapat diselesaikan dengan baik.

Ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada:

1. Allah SWT atas segala nikmat, kemudahan, dan kelancaran dalam proses penyusunan artikel ini.
2. Kedua orang tua atas doa, motivasi, dan dukungan yang tiada henti.
3. Bapak Abdul Kudus, M.Si., Ph.D., selaku Ketua Program Studi Statistika Universitas Islam Bandung, atas bimbingan akademik dan arahannya.
4. Muthia Nadhira Faladiba, S.Stat., M.Si, selaku pembimbing akademik, atas ilmu, arahan, serta waktu yang telah diberikan selama proses penyusunan karya ini.
5. Mohamad Gilang Ramdani, selaku rekan dekat yang sangat membantu dalam penyusunan dan penulisan laporan ini.
6. Rekan-rekan mahasiswa Program Studi Statistika angkatan 2021 Universitas Islam Bandung atas dukungan, diskusi, serta masukan yang membangun selama proses penulisan.

Daftar Pustaka

- Aisha Kusuma Putri, & Suliadi. (2023). Rekomendasi Destinasi Wisata di Indonesia Menggunakan Metode Item2Vec. *Jurnal Riset Statistika*, 11–18. <https://doi.org/10.29313/jrs.v3i1.1770>

- Faran, J., & Aldisa, R. T. (2023). Penerapan Data Mining Untuk Penjurusan Kelas dengan Menggunakan Algoritma K-Medoids. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 5(2), 543–552. <https://doi.org/10.47065/bits.v5i2.4313>
- Fazrilillah, U. N., & Rohaeni, O. (2024). Penerapan Metode Holt's Exponential Smoothing Dalam Memprediksi Jumlah Nasabah Kredit. *DataMath: Journal of Statistics and Mathematics*, 2(1), 11–16.
- Hazman, A., Kusuma, P. D., & Setianingsih, C. (2019). Penerapan Metode K-Means Clustering Untuk Mengelompokkan Data Pelabuhan Dan Bongkar Muat Barang Di Indonesia Application of K-Means Clustering Method for Grouping Port and Unload Loading Goods Data in Indonesia. *E-Proceeding of Engineering*, 6(1), 1450–1454.
- Kamila, I., Khairunnisa, U., & Mustakim, M. (2019). Perbandingan Algoritma K-Means dan K-Medoids untuk Pengelompokan Data Transaksi Bongkar Muat di Provinsi Riau. *Jurnal Ilmiah Rekayasa Dan Manajemen Sistem Informasi*, 5(1), 119. <https://doi.org/10.24014/rmsi.v5i1.7381>
- Kementerian Perhubungan Republik Indonesia. (2023). *Wujud Indonesia Sentris, Pelabuhan Patimban Hadir Menyeimbangkan Arus Logistik Nasional*. Biro Komunikasi Dan Informasi Publik. <https://portal.dephub.go.id/post/read/wujud-indonesia-sentris%2C-pelabuhan-patimban-hadir-menyeimbangkan-arus-logistik-nasional>
- Muhammad Rizq Nafisyah Alam, & Aceng Komarudin Mutaqin. (2023). Pemodelan Distribusi Poisson-Sujatha pada Data Frekuensi Klaim Asuransi Kendaraan Bermotor di Indonesia. *Jurnal Riset Statistika*, 71–78. <https://doi.org/10.29313/jrs.v3i1.1944>
- Nafilah, M., Rahaningsih, N., & Danar Dana, R. (2024). Perbandingan Algoritma K-Means Dan K-Medoids Untuk Pengelompokan Hasil Pertanian Di Kabupaten Cirebon. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(1), 223–229. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8326>
- Sary, R. A., Satyahadewi, N., & Andani, W. (2024). *APPLICATION OF K-MEANS ++ WITH DUNN INDEX VALIDATION OF GROUPING WEST KALIMANTAN REGION*. 18(4), 2283–2292.