



Application Of K-Means And K-Medoid Algorithm In Rig Inventory Data Grouping

Penerapan Algoritma K-Means dan K-Medoids Dalam Pengelompokan Data Inventaris Rig

Haykal Alya Mubarak¹

¹Information System, State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia

E-Mail: ¹12150313837@students.uin-suska.ac.id

*Makalah: Diterima 10 Juli 2023; Diperbaiki 20 Agustus 2023; Disetujui 30 Agustus 2023
Corresponding Author: Haykal Alya Mubarak*

Abstrak

Perusahaan yang bergerak pada pengeboran minyak dan gas merupakan suatu instansi dengan berfokus pada kegiatan pengeboran sumur migas demi mendapatkan sumber daya dari bawah tanah. Dikarenakan pada perusahaan migas bumi merupakan industri yang memiliki kompleksitas data tinggi, terutama dalam hal pengelolaan inventaris rig atau peralatan yang digunakan untuk pengeboran minyak dan gas. Data inventaris rig mencakup berbagai informasi, seperti kapasitas rig, jenis peralatan, kategori peralatan, dan lain sebagainya. Dengan begitu banyaknya data yang terkumpul, pengelompokan data menjadi kritis untuk memahami pola dan hubungan antar data dalam inventaris rig. Pada penelitian ini, dengan memanfaatkan dua algoritma ini, data kelompok akan ditetapkan oleh inti data masing-masing cluster lalu dihitung menggunakan formula K-means dan K-medoids sehingga membentuk ketetapan dari tiap algoritma, selanjutnya bisa dilakukan perbandingan dengan kelompok yang dapat dianalisis berdasarkan karakter pembantunya. Berdasarkan hasil pengkajian ini, K-Medoids lebih baik dibanding K-Means atas nilai DBI terbaik yaitu 0,073 pada nilai uji K=2.

Keyword: Inventaris, Davies Bouldin (DBI), K-Medoids, K-Means, Pengelompokan

Abstract

A company that operates in oil and gas drilling is an agency that focuses on drilling oil and gas wells to obtain resources from underground. This is because oil and gas companies are an industry that has high data complexity, especially in terms of managing inventory of rigs or equipment used for oil and gas drilling. Rig inventory data includes various information, such as rig capacity, equipment type, equipment category, and so on. With so much data collected, data grouping becomes critical to understanding patterns and relationships between data in rig inventory. In this research, by utilizing these two algorithms, group data will be determined by the core data of each cluster and then calculated using the K-means and K-medoids formulas to form the determination of each algorithm, then comparisons can be made with groups which can be analyzed based on character. his assistant. Based on the results of this study, K-Medoids is better than K-Means for the best DBI value, namely 0.073 on the K=2 test value.

Keyword: Inventory, Davies Bouldin Index (DBI), K-Medoids, K-Means, Clustering

1. PENDAHULUAN

Perusahaan yang bergulir di aspek pengeboran migas merupakan suatu lembaga yang berfokus pada pengeboran sumur migas untuk mengeksplorasi sdm dari bawah tanah. Migas bumi yaitu sumber daya alam tak terbarukan yang mempunyai peranan penting pada pembangunan [1]. Dikarenakan pada perusahaan migas bumi adalah salah satu industri yang mempunyai kompleksitas data tinggi, terutama dalam hal pengelolaan inventaris rig atau peralatan yang digunakan untuk pengeboran minyak dan gas. Data inventaris rig mencakup berbagai informasi, seperti kapasitas rig, jenis peralatan, kategori peralatan, dan lain sebagainya. Dengan begitu

banyaknya data yang terkumpul, pengelompokan data menjadi kritis untuk memahami pola dan hubungan antar data dalam inventaris rig.

Agar dapat memberikan pengertian lebih mendalam mengenai memahami model dan asosiasi antar data dalam inventaris rig, penting dilakukannya pengelompokan data inventaris. Pengelompokan data (clustering) adalah salah satu teknik analisis data yang dimanfaatkan untuk mengelompokkan data menjadi kluster-kluster beralaskan kesamaan karakteristiknya. Dalam penerapan pengklasteran dan menguji data yang berjumlah besar dibutuhkan sebuah algoritma pengelompokan dari data mining [2].

Data mining adalah pemeriksaan gabungan data untuk mendeteksi relasi yang tidak diinginkan lalu merangkum data melalui cara yang berbeda dari sebelumnya sehingga dapat dipahami dan berguna bagi perusahaan [3]. Salah satu metode pada data mining adalah Pengelompokan. Pengelompokan adalah proses mengekluster tumpuan data menjadi dua atau lebih kelompok sedemikian rupa sehingga titik-titik data yang termasuk dalam kelompok yang sama lebih mirip satu sama lain dibandingkan dengan kelompok yang berbeda, hanya berdasarkan informasi yang tersedia dengan data titik tersebut [4]. Clustering telah menjadi alat yang valid untuk memecahkan masalah statistik yang kompleks [5]. Kelompokkan kelompok-kelompok tersebut ke dalam beberapa lokasi beralaskan kesamaan yang nantinya akan menghasilkan kelompok-kelompok yang sesuai dengan sampel. Saat ini terdapat beberapa algoritma yang terkenal dan sering digunakan dalam tahapan clustering seperti K-Means dan K-Medoids.

K-Means adalah medel pengelompokan data non-hierarki yang berupaya mendidingkan data yang ada menjadi beberapa kluster/grup. Model ini membagi data ke dalam kelompok sedemikian rupa hingga data yang mempunyai tipe yang sama dikelompokkan ke dalam cluster yang sama dan data yang mempunyai karakteristik berbeda dikelompokkan ke dalam kelompok yang lain [6]. K-Means adalah model clustering bersandar jarak yang membagi data menjadi beberapa cluster, dan algoritma ini hanya dapat diolah pada atribut numerik [7].

K-Medoids adalah algoritma yang merepresentasikan kelompok yang dibangun menggunakan medoids. Proses pembangunan cluster dimulai mengidentifikasi objek pada dataset secara random sebagai medoid, kemudian menghitung biaya setiap target non-medoid dengan k objek, maka biaya terkecil dari setiap objek non-medoid pada medoid hendak dimasukkan ke dalam kelompok. di mana medoid berada [8]. Rencana dasar algoritma clustering K-Medoids adalah mencari k kelompok di antara n objek dengan terlebih dahulu mencari secara acak objek yang mewakili (medoid) untuk setiap cluster [9]. Medoid adalah cluster target yang meratakan perbedaan antara semua target dalam cluster minimal. Target ini adalah titik terpadat dalam sebuah cluster.

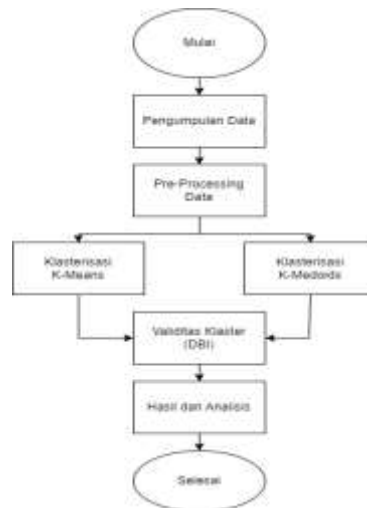
Dengan memanfaatkan kedua metode algoritma clustering ini, data yang diklastering akan ditentukan data dasar masing-masing kelompok, kemudian dihitung menggunakan formula K-means dan K-medoids untuk dapat menghasilkan ketepatan dari masing-masing algoritma dan selanjutnya dapat diperbandingkan dengan kelompok yang ada. dapat dianalisis berdasarkan sifat-sifat pendukungnya.

Pada penelitian sebelumnya khususnya menerapkan algoritma K-Means dan K-Medoids pada cluster data penderita Covid-19 telah dilakukan oleh (Umairah, RG., 2021), dimana sebelumnya peneliti telah menerapkan dan membandingkan algoritma mana yang paling baik digunakan untuk mengelompokkan data COVID-19. Oleh karena itu, hasil yang diperoleh berupa kelompok terbaik dari algoritma k-means dengan nilai $k=4$. Sedangkan algoritma K-Medoid memiliki cluster terbaik dengan $k = 9$. Hasil clustering divalidasi memanfaatkan Davies Bouldin Index (DBI). Pada penelitian kali ini dengan menggunakan kedua algoritma tersebut, data yang telah dikelompokkan akan ditentukan pusat data masing-masing kelompok, kemudian akan dilakukannya perhitungan dengan menggunakan formula K-means dan K-medoids untuk dapat memberikan keakuratan dari masing-masing algoritma. kemudian dibandingkan dengan cluster yang dapat dianalisis berdasarkan atribut yang didukung. Oleh karena itu, kerja praktek ini guna untuk menerapkan dan memadankan algoritma K-means dan K-medoids untuk mensintesis data inventariss di PT Asia Petrocom Services.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Pada penelitian ini menerapkan 5 tahapan utama, yaitu mengumpulkan data, data pre-processing, proses klasterisasi menggunakan kedua algoritma dan diakhiri dengan tahap hasil dan analisis. Bisa dilihat pada gambar 1 berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.2 K-Means

K-means adalah metode pembelajaran mesin tanpa inspeksi yang efektif dipergunakan untuk membagi kumpulan data yang dikelompokkan menjadi k grup atau k cluster, di mana k menyulih jumlah cluster. Pada k-means clustering, setiap cluster diwakili oleh sebuah titik pusat (centroid) atau nilai mean dan dihitung menjadi nilai mean dari data pada cluster tersebut [10]. Penggunaan algoritma ini selama clustering bergantung pada data yang tersedia dan kesimpulan yang ingin dicapai.

Langkah-langkah dalam model K-means yaitu :

1. Menentukan jumlah kelompok (k)
2. Pilih centroid awal secara random sesuai nomor cluster
3. Kalkulasikan jarak data ke centroid menggunakan formula Euclidean distance.

$$d_{xy} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (2.1)$$
4. Update badan pusat dengan menghitung nilai rata-rata di setiap cluster
5. Balik ke langkah 3 jika ada cluster data switching dipindahkan ataupun mengubah nilai pusat

Pada langkah pertama dan dua dari langkah K-Means, besaran cluster dipastikan dengan menggunakan model indeks Dunn dan koefisien sebagai metode yang valid untuk menentukan jumlah cluster terbaik [11].

2.3 K-Medoids

Model K-Medoid dikembangkan sama Leonard K. dan Peter J. R, ini adalah model yang mirip dengan k-means karena kedua model tersebut Semua algoritma mempunyai partisi properti untuk membagi kumpulan data menjadi beberapa kelompok [12]. Algoritma K-Medoids merupakan cara pengelompokan klasik yang mengelompokkan himpunan data yang terdiri dari n target menjadi k cluster yang disebut apriori [13]. Algoritma ini bekerja berdasarkan prinsip menyingkat jumlah kemiripan antara setiap entitas dan acuan yang bersangkutan. Model K-Medoids dapat dicapai dengan langkah-langkah berikut [14]:

1. Tentukan k pusat cluster (jumlah cluster).
2. Hitung setiap benda ke dalam kelompok terdekat menggunakan persamaan pengukuran jarak Euclidean.Distance.

$$d_{ik} = \sqrt{\sum_{j=1}^m (c_{ij} - x_{ik})^2} \quad (2.2)$$
3. Setelah melakukan perhitungan jarak Euclidian Distance, tentukan pusat cluster baru secara random pada masing – masing objek sebagai kandidat non medoids.
4. Hitung jarak setiap objek pada setiap cluster terhadap objek non-medoid.
5. Hitung simpangan semuanya dengan mengkalkulasikan jumlah jarak terbaru – jumlah jarak lama. Jika $S < 0$ kemudian menukar sasaran tersebut dengan bahan cluster non-medoid untuk membentuk kumpulan k sasaran baru sebagai medoid.
6. Ulangi langkah 3 sampai 5 sampai tanpa adanya perubahan pada medoid untuk mendapatkan cluster dan anggotanya yang pas.

2.4 Davies Boulding Index (DBI)

Metode yang diperkenalkan oleh D. L.Davies dan D.W.Bouldin dan nama metode ini menggunakan kedua nama yaitu Davies-Bouldin (DBI), digunakan untuk menilai cluster. Evaluasi dengan menggunakan indeks

Davies-Bouldin mempunyai sistem evaluasi cluster internal, dimana baik atau tidaknya hasil cluster didasarkan pada jumlah dan kedekatan antar hasil kelompok [15]. Nilai DBI yang lebih kecil atau nilai positif terkecil yang mendekati 0 menunjukkan skema clustering yang paling optimal [16]. Jika jarak antar kelompok minimal berarti setiap objek dalam cluster mempunyai tingkat kemiripan karakteristik yang tinggi [17]. Untuk menghitung nilai DBI dapat menggunakan persamaan:

$$DB = \sum (\sigma_i + \sigma_i p$$

2.5 Inventaris

Inventory adalah daftar berisi seluruh aset yang dimiliki oleh suatu bisnis yang digunakan untuk melakukan tugas [18]. Dengan makna lain, inventarisasi adalah serangkaian kegiatan dan upaya yang bertujuan untuk mengumpulkan data-data yang dibutuhkan tentang ketersediaan barang yang dipunya dan dikelola, lalu kemudian dikelola menurut peraturan dan metode yang ditetapkan di masing-masing instansi [19].

Pengelolaan barang inventaris merupakan salah satu aspek penting dalam bisnis, karena persediaan merupakan aset bisnis yang keberadaannya dan kondisinya harus dipantau dan dilaporkan secara berkala.[20] Persediaan ini dilakukan untuk meningkatkan efektivitas pengelolaan dan pemantauan aset yang dimiliki oleh industri. Inventarisasi juga dapat memberikan masukan yang sangat strategis bagi efektifitas pengaturan sarana dan sarana [21].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan dan Pre-Processing Data

Pada penelitian kali ini, bahan yang digunakan berupa data inventaris Perusahaan 1 tahun terakhir yaitu pada tahun 2022-2023. Data yang diperoleh pada pengumpulan ini berjumlah 7,245 data. Kategori yang digunakan yaitu Lokasi Peralatan, Kode Peralatan, Deskripsi, Part Number, Unit of Measurement, dan Kategori.

Table 1. Data Mentah Inventaris APS

Id	New Loc	Item Code	Description	P/N	UO M	Category
1	RAC.01.0 2	A.01.01.0171.0001.S115	Packing Set Wash Pipe		EA	Sparepart
2	RA.01.03	A.01.01.0179.0001.S116	Pipe Wash pn:SL2.2.05	pn: SL2.2.05	EA	Sparepart
3	RAC.01.0 2	A.01.01.0215.0002.S118	Seal Retainer pn:SL2.2.20	pn: SL2.2.20	EA	Sparepart
4	RAC.01.0 2	A.01.01.0167.0088.S1184	O Ring Seal pn:GB1235-76 sz:90 x 5.7	pn: GB1235-76	EA	Sparepart
5		E.01.12.0141.0015.T1078 3	Jack , Assy pn: 1-85515-013-1	pn: 1-85515-013-1	SET	Tools
...
7245		ZA-G.36.08	Water purification filtration Projector LCD Infocus Model		Unit	Asset
7245		ZA-G.41.03	IN26+ Lamp Type 200W SHP/2000 Hour User Replaceable		EA	Asset

Setelah itu dilakukan preprocessing data karena setiap atribut yang akan digunakan masih banyak yang missing, noise dan masih berupa data kualitatif sehingga harus diubah terlebih dahulu menjadi data numerik. Data yang digunakan setelah melakukan preprocessing ini menjadi data 6807. dilihat pada Tabel 2:

Tabel 2. Hasil Cleaning Data

Id	New Loc	Item Code	Description	P/N	UO M	Category
1	RA.01.03	A.01.01.0179.0001.S116	Pipe Wash pn:SL2.2.05	pn: SL2.2.05	EA	Sparepart
2	RAC.01.0 2	A.01.01.0215.0002.S118	Seal Retainer pn:SL2.2.20	pn: SL2.2.20	EA	Sparepart

3	RAC.01.0 2	A.01.01.0167.0088.S1184	O Ring Seal pn:GB1235-76 sz:90 x 5.7	pn: GB1235-76	EA	Sparepart
4	RAC.01.0 2	A.01.01.0167.0089.S1185	O Ring Seal pn:GB1235-76 sz:95 x 3.1	pn: GB1235-76	EA	Sparepart
5	RAC.01.0 2	A.01.01.0167.0092.S1188	O Ring Seal pn:GB1235-76 sz:95 x 5.7	pn: GB1235-76	EA	Sparepart
...
6806	CONT.03	F.01.04.0173.0014.C1973	Paint , Yellow Colour pn: NP803 sz:@ 1 Gall	pn: NP803	CAN	Consumables
6807	CONT.03	F.01.04.0173.0055.C5659	Paint , Danagloss Ultra White pn: 245- 1115 sz: @ 1 Ltr	pn: 245- 1115	CAN	Consumables

Transformasi Data

Transformasi data bertujuan untuk membarui data menjadi format yang lebih sederhana serta berdaya guna sesuai kebutuhan perusahaan [22]. Transformasi data kemudian mengubah bahan mentah menjadi kumpulan data yang siap untuk komputasi lebih lanjut (analisis) [23]. Dan karena algoritma yang digunakan membutuhkan data dalam bentuk digital. Memang algoritma K-Means dan K-Medoids bekerja dengan menghitung jarak atau selisih antar data. Transformasi numerik memungkinkan perbandingan antar data menjadi lebih mudah, yang sulit dicapai dalam bentuk non-numerik. Hasil konversinya bisa dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil Data Transformasi

Id	New Loc	Item Code	Description	P/N	UOM	Category
1	1	1	4	1	0	0
2	0	3	6	2	0	0
3	0	4	7	3	0	0
4	24	274	288	177	3	0
5	11	290	305	181	1	1
...
6806	756	14920	15513	7824	22	2
6807	756	14960	15553	7829	22	2

Normalisasi Data

Merupakan data yang diperoleh dari normalisasi dengan teknik normalisasi Z-transform, yaitu teknik normalisasi data sederhana untuk mencapai keseimbangan nilai pada data, bisa dilihat pada Tabel 4:

Tabel 4. Hasil Data Normalisasi

Id	New Loc	Item Code	Description	P/N	UOM	Category
1	-1.76996	-1.61708	-1.61999	-1.56180	-0.20939	-0.19189
2	-1.76350	-1.61666	-1.61959	-1.56136	4.25179	6.43884
3	-1.76996	-1.61459	-1.61760	-1.56267	-0.20939	-0.19189
4	0.93080	1.29738	1.28159	1.60414	-0.20939	-0.19189
5	-0.75031	1.29759	1.28179	1.60458	0.34825	-0.19189
...
6806	0.33386	1.37202	1.35572	1.72192	-0.20939	-0.19189
6807	1.05987	1.36184	1.34496	1.71844	0.34825	-0.19189

3.2 Proses Klasterisasi dan Validitas Kluster

Proses pengelompokkan ataupun klasterisasi pada penelitian ini dilakukan dengan memanfaatkan dua model yaitu K-Means dan K-Medoids. Model ini memproses 6807 data inventaris yang telah diproses sebelumnya.

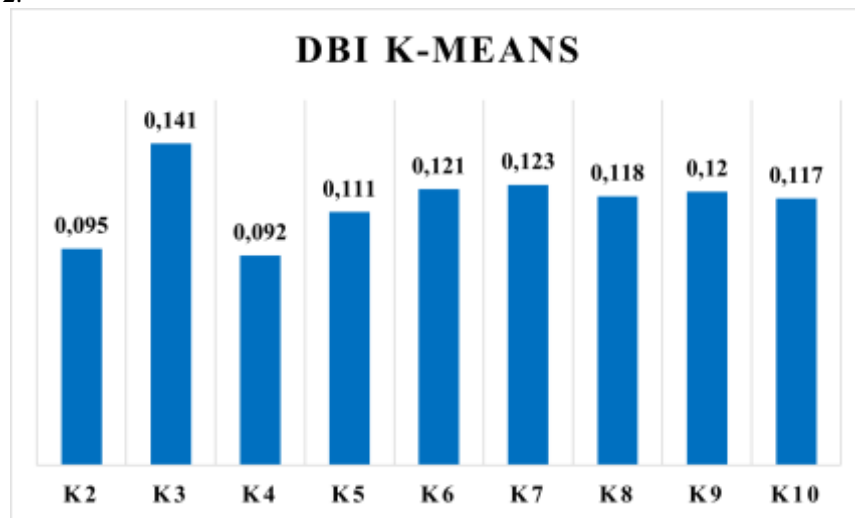
K-Means

Proses klasterisasi pada penelitian ini memanfaatkan model K-Means. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Gurning, U.R. dan Mustakim, M. (2021) menggunakan cluster percobaan 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 dan 10. Hasil cluster bisa dilihat pada Tabel 5:

Tabel 5. Hasil Klasterisasi K-Means

Pengujian	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9
Nilai K = 2	2552	860							
Nilai K = 3	2507	279	4021						
Nilai K = 4	4023	28	2494	262					
Nilai K = 5	2203	1827	262	28	2487				
Nilai K = 6	2020	1636	28	262	1005	1856			
Nilai K = 7	1288	28	1287	186	76	1835	1207		
Nilai K = 8	1752	1206	2036	236	186	1287	76	28	
Nilai K = 9	1183	1701	185	2049	72	28	76	1278	235
Nilai K = 10	1536	1187	1275	76	28	1183	46	185	1056
Pengujian	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9

Setelah melakukan proses clustering dengan memanfaatkan model k-means, akan dilakukan validitas cluster dengan teknik DBI. Nilai DBI beralaskan hasil clustering data menggunakan algoritma K-Means ditunjukkan pada Gambar 2.

**Gambar 2.** Nilai DBI K-Means

Berdasarkan nilai DBI terbaik, cluster algoritma K-Means terbaik terdapat pada uji K=4 dengan diperoleh nilai DBI sebesar 0,092, membagi data menjadi 4 cluster, cluster 1 memiliki jumlah elemen sebanyak 4023, cluster 2 memiliki total 28 elemen, cluster 3 memiliki total 2.494 elemen dan cluster 4 memiliki total 262 elemen.

K-Medoids

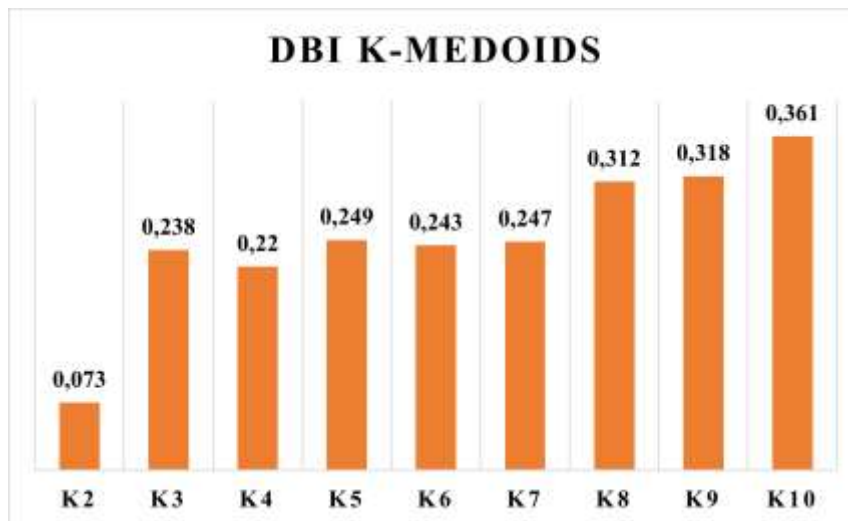
Proses pengelompokan pada penelitian ini juga menggunakan model K-Medoid yang menggunakan uji kelompok yang sama dengan algoritma sebelumnya,

Hasil clustering dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Klasterisasi K-Medoids

Pengujian	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9
Nilai K = 2	33	6774							
Nilai K = 3	32	4722	2053						
Nilai K = 4	2046	4652	81	28					
Nilai K = 5	1923	28	81	337	4438				
Nilai K = 6	176	81	5049	8	28	1465			
Nilai K = 7	3096	81	28	1903	59	1496	144		
Nilai K = 8	2815	2199	143	80	1372	2	28	168	
Nilai K = 9	1496	129	3096	81	23	129	59	5	1789
Nilai K = 10	168	2815	2198	122	76	28	992	2	275
Pengujian	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9

Selain itu, validitas cluster juga dilakukan dengan memanfaatkan Davies Bouldin Index (DBI). Nilai DBI beralaskan hasil clustering data memanfaatkan model K-Medoid dapat dilihat pada Gambar 3:

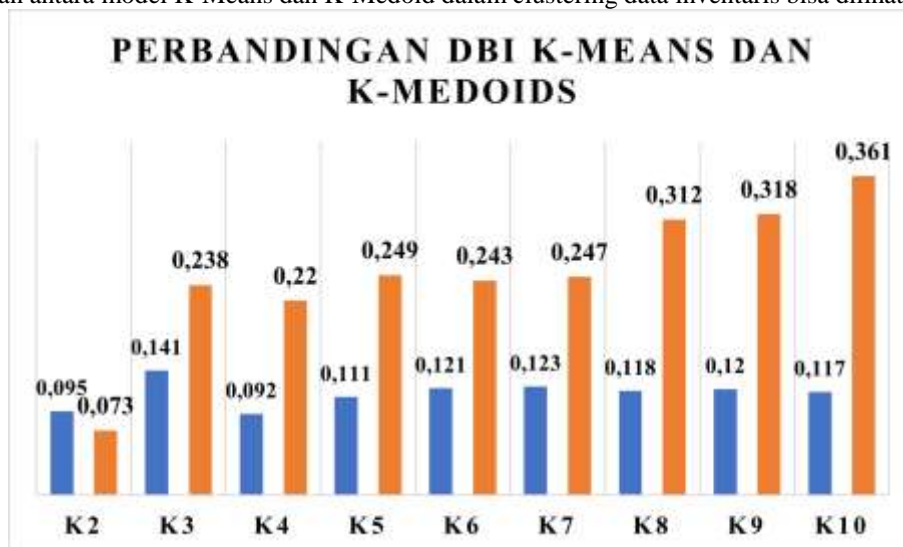


Gambar 3. Nilai DBI K-Medoids

Menurut nilai DBI terbaik, cluster algoritma K-Medoids terbaik terdapat pada uji K=2, dengan diperoleh nilai DBI sebesar 0,073. Dengan K = 2, membagi data menjadi 2 kelompok, yang mana kelompok 1 berjumlah 33 elemen dan kelompok 2 berjumlah 6.774 elemen.

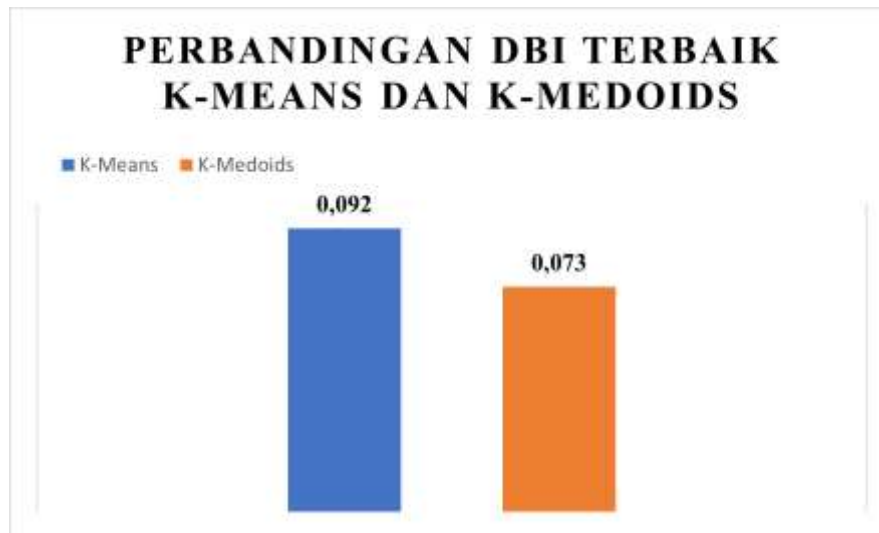
3.3 Perbandingan Algoritma/Model K-Means dan K-Medoids

Perbandingan antara model K-Means dan K-Medoid dalam clustering data inventaris bisa dilihat di Gambar 4.



Gambar 4. Perbandingan Nilai DBI K-Means dan K-Medoids

Bagan perbandingan nilai DBI terbaik pada algoritma K-Means yaitu pada K=4 dengan nilai DBI sebesar 0,092. Kemudian pada algoritma K-Medoids tepatnya pada K=2 dengan nilai DBI sebesar 0.073 dapat kita lihat pada Gambar 5 dibawah ini:



Gambar 5. Perbandingan DBI Terbaik K-Means dan K-Medoids

Dari pemaparan gambar 5 terlihat bahwa pada penelitian ini algoritma K-Medoids mempunyai nilai validitas cluster yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma K-Means. Oleh karena itu, pada penelitian ini memperoleh cluster paling optimal memanfaatkan algoritma K-Medoids dengan nilai uji $K=2$.

4. KESIMPULAN

Menurut hasil analisis dan pengolahan data memanfaatkan algoritma K-Means dan K-Medoids, diperoleh cluster terbaik menggunakan algoritma K-Medoids dengan nilai $K=2$. Sedangkan algoritma K-Means memperoleh cluster terbaik dengan $K=4$. Hasil clustering divalidasi menggunakan Davies Bouldin Index (DBI). Dengan demikian pada penelitian ini K-Medoids mengungguli K-Means dalam melakukan clustering data persediaan pada PT. Asia Petrocom Services memiliki nilai DBI terbaik yaitu 0,073 dengan jumlah nilai $K = 2$. Uji K-Medoids dengan jumlah nilai $K = 2$ membagi data menjadi 2 kelompok, kelompok 1 berjumlah 33 item dan kelompok 2 berjumlah 6,774 item.

References

- [1] Nandasari, P., & Priadythama, I. (2016). Analisis Keekonomian Proyek Perusahaan Minyak Dan Gas Bumi: Studi Kasus ABC Oil. Teknik Industri Universitas Sebelas Maret..
- [2] Sugianto, Castaka Agus, Ayu Hendrati Rahayu, and Aditia Gusman. 2020. "Algoritma K-Means Untuk Pengelompokan Penyakit Pasien Pada Puskesmas Cigugur Tengah." Journal of Information Technology 2(2):39–44
- [3] Utomo, D. P., & Mesran, M. (2020). Analisis komparasi metode klasifikasi data mining dan reduksi atribut pada data set penyakit jantung. Jurnal Media Informatika Budidarma, 4(2), 437-444.
- [4] Gustientiedina, G., Adiya, M. H., & Desnelita, Y. (2019). Penerapan Algoritma K-Means Untuk Clustering Data Obat-Obatan. Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi, 5(1), 17-24.
- [5] A. Amelio and A. Tagarelli, "Data Mining: Clustering," Ref. Modul. Life Sci., 2018.
- [6] Agusta, Y. (2007). K-means–penerapan, permasalahan dan metode terkait. Jurnal Sistem dan informatika, 3(1), 47-60.
- [7] Metisen, B. M., & Sari, H. L. (2015). Analisis clustering menggunakan metode K-Means dalam pengelompokan penjualan produk pada Swalayan Fadhila. Jurnal media infotama, 11(2).
- [8] Hardiyanti, F., Tambunan, H. S., & Saragih, I. S. (2019). Penerapan Metode K-Medoids Clustering Pada Penanganan Kasus Diare Di Indonesia. KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer), 3(1).
- [9] Triyanto, W. A. (2015). Algoritma K-Medoids Untuk Penentuan Strategi Pemasaran Produk. Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer, 6(1), 183-188.
- [10] Supriyadi, A., Triayudi, A., & Sholihati, I. D. (2021). Perbandingan algoritma k-means dengan k-medoids pada pengelompokan armada kendaraan truk berdasarkan produktivitas. JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika), 6(2), 229-240.
- [11] Monalisa, S. (2018). Klasterisasi Customer Lifetime value dengan Model LRFM Menggunakan Algoritma K-Means. Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK), 5(2), 247-252.
- [12] Wira, B., Budianto, A. E., & Wiguna, A. S. (2019). Implementasi Metode K-Medoids Clustering Untuk Mengetahui Pola Pemilihan Program Studi Mahasiswa Baru Tahun 2018 Di Universitas Kanjuruhan Malang. Rainstek: Jurnal Terapan Sains & Teknologi, 1(3), 53-68.
- [13] Patel, A., & Singh, P. (2013). New Approach for K-mean and K-medoids Algorithm. International

- Journal of Computer Applications Technology and Research, 2(1), 1-5.
- [14] Bhat, A. (2014). K-medoids clustering using partitioning around medoids for performing face recognition. *International Journal of Soft Computing, Mathematics and Control*, 3(3), 1-12.
- [15] Herviany, M., Delima, S. P., Nurhidayah, T., & Kasini, K. (2021). Perbandingan Algoritma K-Means dan K-Medoids untuk Pengelompokan Daerah Rawan Tanah Longsor Pada Provinsi Jawa Barat: Comparison of K-Means and K-Medoids Algorithms for Grouping Landslide Prone Areas in West Java Province. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 1(1), 34-40.
- [16] Mughnyanti, M., Efendi, S., & Zarlis, M. (2020). Analysis of determining centroid clustering x-means algorithm with davies-bouldin index evaluation. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* (Vol. 725, No. 1, p. 012128). IOP Publishing.
- [17] Sulistiani, Heni, Imam Darwanto, and Imam Ahmad. 2020. "Penerapan Metode Case Based Reasoning Dan K-Nearest Neighbor Untuk Diagnosa Penyakit Dan Hama Pada Tanaman Karet." *JEPIN (Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika)* 6(1):23–28
- [18] Siregar, V. M. M. (2018). Perancangan Sistem Informasi Inventaris Barang Pada Sekolah SMA Negeri 4 Pematangsiantar. *IT Journal Research and development*, 3(1), 54-61.
- [19] Novendri, M. S., Saputra, A., & Firman, C. E. (2019). Aplikasi Inventaris Barang Pada Mts Nurul Islam Dumai Menggunakan Php Dan Mysql. *lentera dumai*, 10(2).
- [20] Ridwan, M. (2022). Sistem Informasi Inventaris Berbasis Web Menggunakan Metode Prototype. *Jurnal Multidisiplin Madani*, 2(9), 3543-3550.
- [21] Khambali, A., & Siswanto, A. (2018). Sistem Informasi Inventaris Alat dan Barang Berbasis Web Pada SMA Kandangserang. *Jurnal Surya Informatika: Membangun Informasi dan Profesionalisme*, 5(1), 44-49.
- [22] Meilina, P. (2015). Penerapan data mining dengan metode kalsifikasi menggunakan decision tree dan regresi. *Jurnal Teknologi*, 7(1), 11-20.
- [23] Marisa, F. (2013). Educational Data Mining (Konsep dan Penerapan). *Jurnal Teknologi Informasi: Teori, Konsep, dan Implementasi*, 4(2), 90-97.