Journal of Information Technology, Software Engineering and Computer Science
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/itsecs
E-ISSN 2962-0635
P-ISSN 2962-0538
Volume 5, Number 1, January 2027
DOI : **https://doi.org/10.58602/itsecs.v5i1.496**
Page 173-186

Analisis Pengelompokan Persediaan Bahan Baku Komponen Elektronik Menggunakan Metode K-Means

Ahmad Fauzi[1]✉, Andika Bayu Hasta Yanto[2]✉, Novita Indriyani[3]✉
[1]Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika, Indonesia
[2]Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika Kampus Kota Tegal, Indonesia
[3]Sistem Informasi Akuntansi, Universitas Bina Sarana Informatika Kampus Kota Bogor, Indonesia

Abstrak: Efisiensi dan kelancaran proses produksi pada industri komponen elektronik sangat bergantung pada pengelolaan persediaan bahan baku yang optimal. Penelitian ini menerapkan algoritma K-Means untuk mengelompokkan persediaan bahan baku berdasarkan data yang diperoleh dari salah satu perusahaan yang bergerak di bidang industri komponen elektronik, dengan tetap menjaga kerahasiaan identitas perusahaan. Sebanyak 100 data material digunakan dalam proses analisis dengan empat parameter, yaitu tingkat stok, jumlah pemakaian, frekuensi permintaan, dan nilai inventaris. Tahapan pengolahan data meliputi normalisasi Min-Max, pengukuran jarak Euclidean, iterasi centroid, serta evaluasi kualitas pengelompokan menggunakan Davies-Bouldin Index (DBI). Inisialisasi centroid dilakukan secara deterministik menggunakan data pada baris ke-6, ke-46, dan ke-86. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma mengalami konvergensi pada iterasi ke-3 dan menghasilkan tiga kelompok prioritas persediaan, yaitu prioritas rendah sebesar 35%, prioritas sedang sebesar 35%, dan prioritas tinggi sebesar 30%, dengan nilai DBI sebesar 0,691737. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan algoritma K-Means dapat membantu mengidentifikasi tingkat prioritas pengelolaan persediaan material komponen elektronik. Hasil pengelompokan ini diharapkan dapat menjadi dasar pendukung pengambilan keputusan dalam pemantauan material, penentuan safety stock, reorder point, serta perencanaan kuantitas pemesanan.
Kata Kunci: K-Means; Clustering; Persediaan Bahan Baku; Komponen Elektronik; Davies-Bouldin Index.

Abstract: The efficiency and continuity of production processes in the electronic components industry depend heavily on optimal raw material inventory management. This study applies the K-Means algorithm to cluster raw material inventory based on data obtained from a company operating in the electronic components industry, while maintaining the confidentiality of the company's identity. A total of 100 material records were used in the analysis, involving four parameters: stock level, usage quantity, demand frequency, and inventory value. The data processing stages included Min-Max normalization, Euclidean distance measurement, centroid iteration, and cluster quality evaluation using the Davies-Bouldin Index (DBI). Centroid initialization was performed deterministically using data from rows 6, 46, and 86. The experimental results indicate that the algorithm converged at the third iteration and produced three inventory priority clusters: low priority (35%), medium priority (35%), and high priority (30%), with a DBI value

Ahmad Fauzi: *Penulis Korespondensi
Copyright © 2027, Ahmad Fauzi, Andika Bayu Hasta Yanto, Novita Indriyani.

Journal of Information Technology, Software Engineering and Computer Science
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/itsecs
E-ISSN 2962-0635
P-ISSN 2962-0538
Volume 5, Number 1, January 2027
DOI : **https://doi.org/10.58602/itsecs.v5i1.496**
Page 173-186

of 0.691737. The findings demonstrate that the implementation of the K-Means algorithm can assist in identifying priority levels for electronic component material inventory management. The resulting clusters are expected to serve as a basis for supporting decision-making in material monitoring, safety stock determination, reorder point identification, and order quantity planning.
Keywords: K-Means; Clustering; Raw Material Inventory; Electronic Components; Davies-Bouldin Index.

1. PENDAHULUAN

Perusahaan manufaktur membutuhkan pengelolaan persediaan bahan baku yang terencana agar kegiatan produksi dapat berjalan sesuai jadwal. Pada industri elektronik, bahan baku dapat berupa integrated circuit (IC), resistor, kapasitor, diode, transistor, konektor, sensor, LED, dan printed circuit board (PCB). Ketersediaan bahan baku menjadi faktor penting dalam mendukung kelancaran proses produksi karena setiap komponen memiliki karakteristik penggunaan, tingkat kebutuhan, dan nilai persediaan yang berbeda. Kajian klasifikasi suku cadang berbasis clustering menunjukkan bahwa pengelompokan material dapat menjadi dasar penyusunan kebijakan penyimpanan dan pengendalian persediaan [1]. Karakteristik persediaan pada industri komponen elektronik memiliki tingkat kompleksitas yang cukup tinggi karena setiap material mempunyai pola pemakaian, frekuensi permintaan, serta nilai ekonomis yang berbeda. Sebagai contoh, komponen seperti IC dan sensor dapat memiliki nilai persediaan yang relatif tinggi, sedangkan resistor dan kapasitor umumnya digunakan dalam jumlah yang lebih banyak pada proses perakitan. Perbedaan tersebut menyebabkan kebutuhan pengendalian setiap material tidak dapat disamaratakan. Material dengan tingkat pemakaian tinggi memerlukan pemantauan ketersediaan yang lebih intensif, sedangkan material dengan tingkat pemakaian rendah berpotensi mengalami penumpukan apabila jumlah pengadaan tidak disesuaikan dengan kebutuhan produksi.

Ketidaktepatan pengendalian persediaan dapat menimbulkan dua kondisi yang perlu dihindari, yaitu kelebihan stok (overstock) dan kekurangan stok (stockout). Overstock dapat meningkatkan biaya penyimpanan serta risiko material menjadi usang, sedangkan stockout dapat menghambat proses perakitan atau produksi. Data persediaan yang tercatat dalam jumlah besar juga sulit dianalisis secara manual apabila tidak dikelompokkan berdasarkan karakteristik tertentu. Penelitian pada pengelolaan inventori dan stok barang menunjukkan bahwa pengelompokan berbasis K-Means dapat membantu mengenali pola persediaan dan mendukung keputusan pengendalian stok [2]–[5]. Permasalahan tersebut menjadi semakin penting pada industri komponen elektronik karena keterlambatan ketersediaan satu jenis komponen dapat memengaruhi kelancaran proses perakitan produk secara keseluruhan. Selain itu, pengelolaan persediaan yang hanya berorientasi pada jumlah stok belum tentu mampu menggambarkan kondisi material secara menyeluruh. Suatu material dapat memiliki jumlah stok yang besar, tetapi juga mempunyai tingkat pemakaian dan frekuensi permintaan yang tinggi. Sebaliknya, material dengan jumlah stok relatif kecil belum tentu membutuhkan pengadaan segera apabila tingkat pemakaiannya rendah. Kondisi ini menunjukkan perlunya pendekatan analisis yang mempertimbangkan beberapa karakteristik persediaan secara bersamaan agar prioritas pengendalian material dapat ditentukan secara lebih objektif.

Penelitian terdahulu telah menerapkan clustering untuk berbagai kebutuhan inventori. Raja et al. menggunakan pendekatan clustering untuk mengklasifikasikan suku cadang dan mendukung penyusunan kebijakan persediaan [1]. Pratama et al. menerapkan K-Means untuk mengelompokkan stok barang menjadi kelompok laris dan kurang laris sebagai dasar pengelolaan persediaan [2]. Prastiwi et al. menggunakan K-Means untuk menganalisis persediaan stok barang pada minimarket [3]. Jenaldi et al. menerapkan K-

Ahmad Fauzi: *Penulis Korespondensi
Copyright © 2027, Ahmad Fauzi, Andika Bayu Hasta Yanto, Novita Indriyani.

Journal of Information Technology, Software Engineering and Computer Science
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/itsecs
E-ISSN 2962-0635
P-ISSN 2962-0538
Volume 5, Number 1, January 2027
DOI : **https://doi.org/10.58602/itsecs.v5i1.496**
Page 173-186

Means dalam sistem informasi kontrol stok barang [4], sedangkan Azis dan Sutisna menggunakannya untuk menentukan ketersediaan stok berdasarkan permintaan konsumen pada perusahaan manufaktur [5]. Abdullah dan Erliana juga mengembangkan aplikasi clustering inventori barang berbasis K-Means [6]. Suri et al. menerapkan clustering untuk menganalisis data penjualan suku cadang mobil [7], sementara Kurnia et al. mengelompokkan stok barang berdasarkan transaksi penjualan [8]. Safira et al. menggunakan K-Means untuk mengetahui pola persediaan barang dan mengevaluasi hasil cluster dengan DBI [9]. Rahmawati et al. menerapkan K-Means pada pengelompokan data suku cadang alat berat [10], sedangkan Rizkyandri et al. menerapkan K-Means untuk mengelompokkan persediaan barang berdasarkan jumlah transaksi, jumlah stok, dan rata-rata penjualan [11].Walaupun penelitian terdahulu telah menunjukkan kegunaan K-Means dalam pengelompokan persediaan, atribut yang digunakan umumnya disesuaikan dengan konteks masing-masing objek, seperti penjualan, jumlah transaksi, atau ketersediaan stok. Masih terdapat ruang kajian untuk menggabungkan jumlah stok, total pemakaian, frekuensi permintaan, dan nilai persediaan dalam satu proses pengelompokan pada konteks komponen elektronik. Selain itu, perbedaan satuan dan rentang nilai ant atribut perlu ditangani agar atribut bernilai besar tidak mendominasi perhitungan jarak. Studi tentang feature scaling pada K-Means menegaskan bahwa penskalaan dapat memengaruhi hasil clustering ketika fitur memiliki satuan atau rentang yang berbeda [12]. Berdasarkan penelitian tersebut, penerapan metode clustering telah memberikan kontribusi dalam mengidentifikasi karakteristik dan pola persediaan pada berbagai sektor usaha. Namun, penggunaan atribut dalam penelitian terdahulu masih disesuaikan dengan karakteristik objek penelitian masing-masing. Penelitian ini memiliki fokus yang berbeda, yaitu menggabungkan empat atribut persediaan berupa jumlah stok, total pemakaian, frekuensi permintaan, dan nilai persediaan untuk menggambarkan kondisi material komponen elektronik secara lebih menyeluruh. Kombinasi atribut tersebut diharapkan dapat memberikan informasi yang lebih komprehensif dibandingkan pengelompokan yang hanya mempertimbangkan jumlah stok atau transaksi penjualan.

Selain perbedaan karakteristik material, permasalahan lain dalam analisis persediaan adalah adanya perbedaan satuan dan rentang nilai pada setiap atribut. Jumlah stok dan total pemakaian dapat memiliki rentang nilai yang besar, sedangkan frekuensi permintaan dan nilai persediaan memiliki skala pengukuran yang berbeda. Apabila data langsung digunakan dalam perhitungan jarak Euclidean tanpa proses penskalaan, atribut dengan rentang nilai lebih besar berpotensi memberikan pengaruh dominan terhadap hasil pengelompokan. Akibatnya, karakteristik material yang sebenarnya penting dalam menentukan prioritas pengendalian dapat kurang terwakili. Oleh karena itu, diperlukan proses normalisasi untuk menyetarakan skala data sebelum algoritma clustering diterapkan. Studi tentang feature scaling pada K-Means menegaskan bahwa penskalaan dapat memengaruhi hasil clustering ketika fitur memiliki satuan atau rentang yang berbeda. Penelitian ini mengusulkan penerapan K-Means untuk mengelompokkan persediaan bahan baku komponen elektronik pada dengan menggunakan empat atribut, yaitu jumlah stok, total pemakaian, frekuensi permintaan, dan nilai persediaan. Data dinormalisasi menggunakan Min-Max Normalization sebelum proses clustering. Algoritma K-Means kemudian dijalankan melalui inisialisasi centroid, perhitungan jarak Euclidean, penentuan anggota cluster, dan pembaruan centroid hingga konvergen. Kualitas cluster dievaluasi menggunakan Davies-Bouldin Index, yang merupakan salah satu metrik evaluasi internal untuk menilai kekompakan dan pemisahan cluster [13]. Pendekatan ini sejalan dengan kajian clustering untuk klasifikasi dan pengendalian inventori [1], [5].

Penelitian ini bertujuan mengelompokkan 100 data persediaan bahan baku komponen elektronik ke dalam tiga cluster yang diinterpretasikan sebagai prioritas pengendalian rendah, sedang, dan tinggi. Kontribusi penelitian terletak pada demonstrasi penggunaan

Ahmad Fauzi: *Penulis Korespondensi
Copyright © 2027, Ahmad Fauzi, Andika Bayu Hasta Yanto, Novita Indriyani.

Journal of Information Technology, Software Engineering and Computer Science
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/itsecs
E-ISSN 2962-0635
P-ISSN 2962-0538
Volume 5, Number 1, January 2027
DOI : https://doi.org/10.58602/itsecs.v5i1.496
Page 173-186

kombinasi empat atribut persediaan, normalisasi Min-Max, dan evaluasi DBI dalam konteks material komponen elektronik. Hasil pengelompokan diharapkan dapat memberikan gambaran awal untuk menentukan intensitas pemantauan material.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Data Mining dan Clustering

Data mining adalah proses untuk menemukan pola atau informasi berguna dari sekumpulan data. Salah satu tugas utamanya adalah clustering, yaitu mengelompokkan objek berdasarkan kemiripan karakteristiknya tanpa perlu label kelas yang ditentukan sebelumnya. Dalam manajemen inventori, clustering bisa dipakai untuk membentuk kelompok material yang punya pola penggunaan atau karakteristik persediaan yang mirip [1]–[5]. Kajian lain dalam kajiannya menjelaskan bahwa analisis clustering merupakan pendekatan eksploratif untuk menemukan struktur tersembunyi dalam data[14].

Clustering termasuk dalam metode unsupervised learning karena proses pengelompokan dilakukan tanpa menggunakan label kelas yang telah ditentukan sebelumnya. Hasil pengelompokan ditentukan berdasarkan tingkat kemiripan atau kedekatan antarobjek berdasarkan atribut yang digunakan. Dalam penelitian persediaan bahan baku komponen elektronik, clustering digunakan untuk mengelompokkan material berdasarkan jumlah stok, total pemakaian, frekuensi permintaan, dan nilai persediaan. Dengan demikian, material yang mempunyai karakteristik persediaan serupa dapat ditempatkan dalam kelompok yang sama untuk membantu menentukan prioritas pengendalian inventori.

2.2. Algoritma K-Means

K-Means adalah algoritma partisi yang membagi n objek ke dalam K cluster berdasarkan kedekatannya dengan centroid. Setiap objek akan dimasukkan ke cluster dengan centroid terdekat, lalu centroid tersebut diperbarui menggunakan rata-rata atribut dari anggota clusternya. Proses ini terus diulang sampai keanggotaan cluster tidak berubah lagi atau kriteria berhenti sudah terpenuhi. Prinsip ini merujuk pada pendekatan partisi yang umum dalam literatur clustering [6]. Bahkan, ulasan mengenai clustering menempatkan K-Means sebagai salah satu algoritma partisi yang paling populer digunakan .

Secara matematis, K-Means bekerja dengan meminimalkan jumlah kuadrat jarak antara setiap data dengan centroid cluster tempat data tersebut berada. Fungsi objektif ini dikenal sebagai Sum of Squared Errors (SSE) atau Within-Cluster Sum of Squares (WCSS). Fungsi objektif K-Means dirumuskan sebagai berikut:

$$J = \sum_{k=1}^{K} \sum_{x_i \in C_k} |x_i - \mu_k|^2 \qquad (1)$$

Keterangan:

J = nilai fungsi objektif atau total kesalahan clustering.
K = jumlah cluster yang dibentuk.
C_k = kumpulan data yang menjadi anggota cluster ke-k.
x_i = data material ke-i.
μ_k = centroid cluster ke-k.
$\|x_i - \mu_k\|^2$ = kuadrat jarak Euclidean antara data dan centroid.

Fungsi objektif tersebut bertujuan menghasilkan kelompok dengan tingkat variasi internal sekecil mungkin. Semakin kecil nilai SSE, semakin dekat posisi data terhadap centroid cluster masing-masing. Proses optimasi dilakukan melalui dua tahapan utama, yaitu penentuan anggota cluster berdasarkan jarak terdekat dan pembaruan centroid berdasarkan rata-rata seluruh anggota cluster.

Ahmad Fauzi: *Penulis Korespondensi
Copyright © 2027, Ahmad Fauzi, Andika Bayu Hasta Yanto, Novita Indriyani.

Journal of Information Technology, Software Engineering and Computer Science
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/itsecs
E-ISSN 2962-0635
P-ISSN 2962-0538
Volume 5, Number 1, January 2027
DOI : https://doi.org/10.58602/itsecs.v5i1.496
Page 173-186

A. Perhitungan Euclidean Distance

Jarak data x terhadap centroid cluster ke-k dihitung menggunakan Euclidean Distance:

$$d(x,c_k) = \sqrt{(\Sigma_j (x_j - c_{kj})^2)} \quad (2)$$

dengan x merupakan 177ector data material, c_k merupakan centroid cluster ke-k, dan j menunjukkan atribut yang digunakan. Setelah jarak setiap data terhadap seluruh centroid dihitung, data ditempatkan ke dalam cluster dengan nilai jarak Euclidean terkecil. Proses ini dilakukan terhadap seluruh data sampai masing-masing data memperoleh keanggotaan cluster.

B. Pembaruan Centroid

Setelah proses penentuan anggota cluster selesai, centroid diperbarui dengan menghitung nilai rata-rata dari setiap atribut seluruh data yang berada dalam cluster yang sama. Persamaan pembaruan centroid dituliskan sebagai berikut:

$$[\mu_k = \frac{1}{|C_k|} \sum_{x_i \in C_k} x_i] \quad (3)$$

Keterangan:

μ_k = centroid baru cluster ke-k.
$|C_k|$ = jumlah data anggota cluster ke-k.
x_i = vektor nilai atribut setiap data anggota cluster.

Pembaruan centroid dilakukan dengan menghitung rata-rata setiap atribut secara terpisah. Pada penelitian ini, perhitungan dilakukan terhadap empat atribut, yaitu jumlah stok, total pemakaian, frekuensi permintaan, dan nilai persediaan yang telah melalui proses normalisasi Min-Max. Tahapan penentuan anggota cluster dan pembaruan centroid dilakukan secara berulang hingga tidak terjadi perubahan keanggotaan cluster atau nilai perubahan centroid telah memenuhi kriteria konvergensi yang ditetapkan.

2.3. Min-Max Normalization

Min-Max Normalization digunakan untuk menyamakan skala atribut ke rentang 0 sampai 1. Penskalaan ini sangat penting jika fitur memiliki satuan atau rentang yang berbeda, karena perbedaan skala bisa mengacaukan perhitungan jarak pada K-Means [12]. Rumus normalisasi dituliskan sebagai berikut:

$$x' = (x - x_min) / (x_max - x_min) \quad (4)$$

x adalah nilai awal, x_min adalah nilai minimum atribut, dan x_max adalah nilai maksimum atribut. Dalam penelitian ini, normalisasi dilakukan secara terpisah pada setiap atribut agar seluruh variabel mempunyai rentang nilai yang sebanding. Hasil normalisasi digunakan sebagai input dalam perhitungan Euclidean Distance dan pembaruan centroid. Dengan demikian, atribut yang mempunyai nilai numerik lebih besar tidak secara langsung mendominasi hasil pengelompokan hanya karena perbedaan skala pengukuran.

2.4. Davies-Bouldin Index

Davies-Bouldin Index (DBI) digunakan untuk mengevaluasi hasil clustering berdasarkan rasio dispersi di dalam cluster dibandingkan dengan jarak antar-centroid. Semakin kecil nilai DBI, berarti cluster tersebut relatif lebih kompak dan terpisah dengan baik. DBI dihitung dengan persamaan berikut [8], [15].

$$DBI = (1/K) \Sigma_i \max_{i \neq j} [(S_i + S_j) / M_{ij}] \quad (3)$$

S_i dan S_j merupakan rata-rata jarak anggota terhadap centroid masing-masing cluster, sedangkan M_{ij} merupakan jarak antara centroid cluster i dan j. Evaluasi DBI dilakukan untuk mengetahui kualitas hasil pengelompokan yang dihasilkan oleh algoritma K-Means.

Ahmad Fauzi: *Penulis Korespondensi
Copyright © 2027, Ahmad Fauzi, Andika Bayu Hasta Yanto, Novita Indriyani.

Journal of Information Technology, Software Engineering and Computer Science
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/itsecs
E-ISSN 2962-0635
P-ISSN 2962-0538
Volume 5, Number 1, January 2027
DOI : https://doi.org/10.58602/itsecs.v5i1.496
Page 173-186

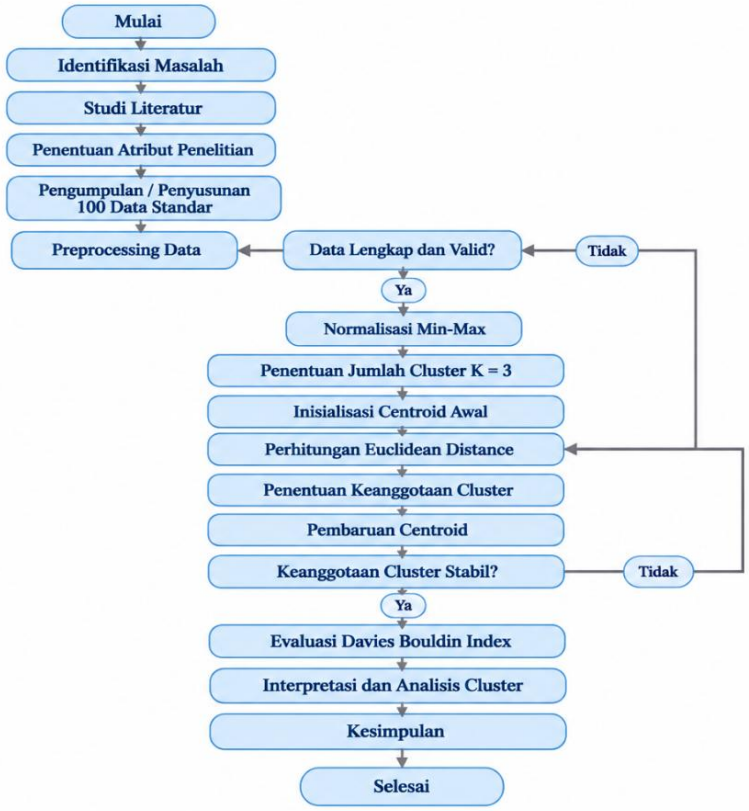
Nilai DBI yang lebih rendah menunjukkan bahwa jarak antaranggota dalam cluster relatif lebih kecil dibandingkan jarak antar-centroid cluster.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dimulai dari identifikasi masalah, studi literatur, penentuan atribut, pembuatan dataset, preprocessing, normalisasi, proses clustering K-Means, evaluasi dengan DBI, hingga interpretasi hasil. Urutan ini disusun agar seluruh proses pengolahan data bisa ditelusuri dan diulang kembali jika diperlukan.

Untuk memberikan gambaran yang lebih sistematis mengenai pelaksanaan penelitian, keseluruhan tahapan disajikan dalam bentuk diagram alir. Diagram tersebut memperlihatkan hubungan antara proses pengumpulan dan persiapan data, pengolahan menggunakan algoritma K-Means, evaluasi hasil clustering, serta interpretasi kelompok material yang terbentuk.



Gambar 1. Diagram Alir Tahapan Penelitian

Berdasarkan Gambar 1, penelitian diawali dengan identifikasi masalah dan studi literatur untuk menentukan pendekatan pengelompokan persediaan. Selanjutnya, ditentukan empat atribut penelitian dan disusun dataset sebanyak 100 data material komponen elektronik. Dataset kemudian melalui tahap preprocessing untuk memastikan kelengkapan, konsistensi, dan kewajaran data. Data yang telah memenuhi kriteria selanjutnya dinormalisasi menggunakan Min-Max Normalization. Proses clustering dilakukan menggunakan algoritma K-Means dengan jumlah cluster sebanyak tiga dan centroid awal yang ditentukan secara deterministik. Selanjutnya, dilakukan perhitungan jarak Euclidean, penentuan anggota cluster, serta pembaruan centroid secara berulang

Ahmad Fauzi: *Penulis Korespondensi
Copyright © 2027, Ahmad Fauzi, Andika Bayu Hasta Yanto, Novita Indriyani.

Journal of Information Technology, Software Engineering and Computer Science
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/itsecs
E-ISSN 2962-0635
P-ISSN 2962-0538
Volume 5, Number 1, January 2027
DOI : **https://doi.org/10.58602/itsecs.v5i1.496**
Page 173-186

hingga keanggotaan cluster stabil. Hasil pengelompokan kemudian dievaluasi menggunakan Davies-Bouldin Index dan diinterpretasikan berdasarkan karakteristik masing-masing kelompok material sebelum diperoleh kesimpulan penelitian.

Tabel 1. Tahapan Penelitian

Tahap	Aktivitas
1. Identifikasi masalah	Menentukan kebutuhan pengelompokan persediaan komponen elektronik.
2. Studi literatur	Mengkaji data mining, clustering, K-Means, Min-Max, Euclidean Distance, dan DBI.
3. Pengumpulan data	Menyusun 100 baris data realistis dengan empat atribut numerik.
4. Preprocessing	Memeriksa kelengkapan, konsistensi tipe data, dan duplikasi.
5. Normalisasi	Mengubah setiap atribut ke rentang 0 sampai 1 dengan Min-Max.
6. Clustering	Menjalankan K-Means dengan K=3 sampai keanggotaan cluster stabil.
7. Evaluasi	Menghitung Davies-Bouldin Index.
8. Interpretasi	Memberikan makna operasional pada masing-masing cluster.

3.2. Sumber Data dan Pengumpulan Data

Dataset penelitian ini diperoleh dari salah satu perusahaan yang bergerak di bidang industri elektronik. Data yang digunakan mencakup 100 material komponen elektronik dengan identitas perusahaan dan informasi internal yang bersifat rahasia, sehingga nama perusahaan tidak dicantumkan dalam penelitian ini. Setiap material direpresentasikan menggunakan kode material sebagai identitas dan empat atribut numerik yang menggambarkan karakteristik persediaan, penggunaan, serta nilai material. Seluruh data diolah dan disajikan untuk kepentingan analisis penelitian dengan tetap memperhatikan kerahasiaan informasi perusahaan. Dengan demikian, penggunaan dataset ini diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai penerapan metode pengelompokan dalam mendukung pengelolaan persediaan material komponen elektronik.

3.3. Atribut Penelitian

Ada empat atribut numerik yang digunakan sebagai variabel clustering. Kode material hanya berfungsi sebagai identitas dan tidak ikut dihitung dalam jarak.

Tabel 2. Atribut Penelitian

Atribut	Satuan	Keterangan
Jumlah stok	Unit	Jumlah material yang tersedia pada saat pencatatan.
Total pemakaian	Unit/periode	Jumlah material yang digunakan selama periode pengamatan.
Frekuensi permintaan	Kali/periode	Jumlah transaksi atau permintaan material selama periode.
Nilai persediaan	Rupiah	Estimasi nilai stok, dihitung sebagai jumlah stok dikalikan harga satuan simulatif.

3.4 Prosedur Pengolahan Data

Tahap preprocessing dilakukan dengan mengecek kesesuaian tipe numerik, nilai yang kosong, data duplikat, serta kewajaran rentang data. Setelah itu, semua atribut numerik dinormalisasi menggunakan Min-Max Normalization. Jumlah cluster ditetapkan sebanyak K=3. Untuk memudahkan reproduksi hasil, centroid awal dipilih secara deterministik dari material ke-6, ke-46, dan ke-86. Di setiap iterasi, jarak Euclidean seluruh material terhadap centroid akan dihitung, material akan ditempatkan pada cluster dengan jarak terkecil, lalu centroid diperbarui berdasarkan rata-rata anggota cluster tersebut. Proses ini

Ahmad Fauzi: *Penulis Korespondensi
Copyright © 2027, Ahmad Fauzi, Andika Bayu Hasta Yanto, Novita Indriyani.

Journal of Information Technology, Software Engineering and Computer Science
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/itsecs
E-ISSN 2962-0635
P-ISSN 2962-0538
Volume 5, Number 1, January 2027
DOI : https://doi.org/10.58602/itsecs.v5i1.496
Page 173-186

berhenti saat keanggotaan cluster sudah tidak berubah lagi. Terakhir, evaluasi dilakukan menggunakan DBI.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Dataset Penelitian

Dataset terdiri dari 100 material. Kode material hanya sebagai identitas dan tidak masuk dalam perhitungan jarak. Nilai persediaan didapat dari perkalian jumlah stok dengan harga satuan simulatif yang disesuaikan dengan jenis komponen. Harga satuan ini dibuat dalam rentang yang wajar untuk tiap kategori material. Contoh lima baris pertama bisa dilihat pada Tabel 3, sedangkan seluruh dataset ada di Lampiran A.

Tabel 3. Contoh Dataset Persediaan Material

Kode Material	Jumlah Stok (unit)	Total Pemakaian (unit/periode)	Frekuensi Permintaan (kali/periode)	Nilai Persediaan (Rp)
IC-001	21	28	5	898,590
RES-002	47	30	1	21,620
CAP-003	30	7	4	9,600
DIO-004	70	27	6	86,800
MOS-005	53	8	6	816,730

Dataset tersebut digunakan untuk menggambarkan variasi karakteristik persediaan material komponen elektronik berdasarkan jumlah stok, total pemakaian, frekuensi permintaan, dan nilai persediaan. Perbedaan nilai pada setiap atribut menjadi dasar pembentukan kelompok material menggunakan algoritma K-Means. Dengan mempertimbangkan seluruh atribut secara bersamaan, pengelompokan diharapkan dapat menunjukkan perbedaan karakteristik kebutuhan pengendalian antar-material.

4.2 Preprocessing Data

Hasil pemeriksaan pada dataset menunjukkan bahwa setiap baris punya kode material yang berbeda dan tidak ada nilai yang kosong. Kode material dikeluarkan dari perhitungan karena sifatnya yang kategorikal sebagai identitas. Sementara itu, keempat atribut numerik tetap dipertahankan untuk proses normalisasi dan clustering.Selain pemeriksaan kelengkapan data, dilakukan pemeriksaan konsistensi tipe data dan kewajaran rentang nilai setiap atribut. Pemeriksaan ini bertujuan memastikan bahwa seluruh data numerik dapat digunakan dalam perhitungan jarak Euclidean. Nilai ekstrem juga perlu diperiksa untuk mengetahui apakah nilai tersebut merupakan karakteristik material yang masih wajar atau kesalahan pencatatan. Data yang masih merepresentasikan karakteristik material dipertahankan agar informasi persediaan tidak hilang selama proses pengolahan.

4.3 Statistik Deskriptif dan Normalisasi

Tabel 4. Statistik Deskriptif Dataset

Atribut	Minimum	Maksimum	Rata-rata
Jumlah Stok (unit)	17	1,278	376.39
Total Pemakaian (unit/periode)	7	631	174.83
Frekuensi Permintaan (kali/periode)	1	54	18.19
Nilai Persediaan (Rp)	5,800	50,228,640	5,194,221.30

Sebagai contoh, kita bisa melakukan normalisasi jumlah stok untuk material pertama dengan memasukkan nilai aktualnya ke dalam rumus Min-Max. Misalkan jumlah stok material pertama adalah 21 unit, dengan nilai minimum atribut 17 dan maksimum 1.278, maka hasil normalisasinya adalah (21-17)/(1.278-17) = 0,0032. Untuk atribut nilai persediaan, material IC-001 memiliki nilai Rp898.590, sementara nilai minimum dan

Ahmad Fauzi: *Penulis Korespondensi
Copyright © 2027, Ahmad Fauzi, Andika Bayu Hasta Yanto, Novita Indriyani.

Journal of Information Technology, Software Engineering and Computer Science
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/itsecs
E-ISSN 2962-0635
P-ISSN 2962-0538
Volume 5, Number 1, January 2027
DOI : https://doi.org/10.58602/itsecs.v5i1.496
Page 173-186

maksimum dalam dataset masing-masing adalah Rp5.800 dan Rp50.228.640. Jadi, nilai normalisasinya adalah (898.590-5.800)/(50.228.640-5.800) = 0,0178.

Tabel 5. Contoh Hasil Normalisasi

Kode Material	Stok (N)	Pemakaian (N)	Frekuensi (N)	Nilai (N)
IC-001	0.0032	0.0337	0.0755	0.0178
RES-002	0.0238	0.0369	0.0000	0.0003
CAP-003	0.0103	0.0000	0.0566	0.0001
DIO-004	0.0420	0.0321	0.0943	0.0016
MOS-005	0.0285	0.0016	0.0943	0.0161

Seluruh hasil normalisasi disimpan dengan presisi desimal yang memadai untuk proses komputasi. Pembulatan menjadi empat angka di belakang koma hanya dilakukan pada penyajian tabel. Perhitungan jarak Euclidean, pembaruan centroid, dan evaluasi DBI menggunakan nilai hasil normalisasi sebelum pembulatan agar tidak menimbulkan akumulasi kesalahan perhitungan.

4.4 Proses Clustering K-Means

Kita menetapkan jumlah cluster sebanyak tiga (K=3) untuk membagi prioritas pengendalian persediaan menjadi kategori rendah, sedang, dan tinggi. Untuk centroid awal, kita memilih data dari material ke-6, ke-46, dan ke-86. Pemilihan ini dilakukan secara deterministik agar perhitungan lebih mudah direproduksi. Namun, dalam praktik aslinya, kita bisa menguji beberapa inisialisasi berbeda untuk mengurangi ketergantungan hasil pada centroid awal.

Tabel 6. Centroid Awal

Centroid	Sumber data	Stok (N)	Pemakaian (N)	Frekuensi (N)	Nilai (N)
C1	LED-006	0.0278	0.0144	0.0189	0.0003
C2	LED-046	0.3037	0.0929	0.2642	0.0102
C3	LED-086	0.7708	0.5176	0.7547	0.0158

Di setiap iterasi, kita menghitung jarak Euclidean dari seluruh material terhadap ketiga centroid tersebut. Material kemudian dimasukkan ke dalam cluster yang memiliki jarak terkecil. Setelah itu, centroid baru dihitung berdasarkan rata-rata setiap atribut dari seluruh anggota cluster. Proses ini akan terus berjalan sampai keanggotaan cluster tidak berubah lagi.

Contoh Perhitungan Jarak

Sebagai ilustrasi, material IC-001 memiliki empat nilai normalisasi, yaitu 0,0032; 0,0337; 0,0755; dan 0,0178. Nilai 0,0178 merupakan hasil normalisasi atribut nilai persediaan sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 5. Nilai tersebut digunakan sebagai pengganti angka 0,0005 yang sebelumnya tercantum pada contoh perhitungan.
Perhitungan jarak dilakukan terhadap centroid pada iterasi yang sedang berlangsung. Apabila contoh perhitungan menggunakan centroid akhir, maka nilai centroid yang digunakan harus merujuk pada Tabel 9, bukan centroid awal pada Tabel 6.

Tabel 7. Hasil Perhitungan Jarak Material IC-001

Cluster	Jarak Euclidean	Keterangan
Cluster 1	0.032105	Terpilih
Cluster 2	0.327459	
Cluster 3	1.125500	

Ahmad Fauzi: *Penulis Korespondensi
Copyright © 2027, Ahmad Fauzi, Andika Bayu Hasta Yanto, Novita Indriyani.

Journal of Information Technology, Software Engineering and Computer Science
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/itsecs
E-ISSN 2962-0635
P-ISSN 2962-0538
Volume 5, Number 1, January 2027
DOI : **https://doi.org/10.58602/itsecs.v5i1.496**
Page 173-186

Karena jarak terkecil berada pada Cluster 1, material IC-001 ditempatkan pada cluster tersebut. Proses yang sama dilakukan pada seluruh 100 material di setiap iterasi.

4.5 Hasil Iterasi

Tabel 8. Hasil Iterasi K-Means

Iterasi	Anggota C1	Anggota C2	Anggota C3	Total Perubahan Centroid
1	36	34	30	0.484759
2	35	35	30	0.011503
3	35	35	30	0.000000

Berdasarkan proses komputasi, algoritma mencapai kondisi konvergen pada iterasi ke-3. Pada kondisi akhir, keanggotaan cluster tidak lagi berubah. Jumlah anggota setiap cluster dan total pergeseran centroid disajikan pada Tabel 8.

4.6 Centroid Akhir dan Hasil Pengelompokan

Tabel 9. Centroid Akhir Setiap Cluster

Cluster	Interpretasi	Stok (N)	Pemakaian (N)	Frekuensi (N)	Nilai (N)
Cluster 1	Prioritas Rendah	0.0310	0.0230	0.0642	0.0135
Cluster 2	Prioritas Sedang	0.2192	0.1603	0.2776	0.0783
Cluster 3	Prioritas Tinggi	0.6582	0.6826	0.6824	0.2373

Tabel 10. Distribusi Anggota Cluster

Cluster	Kategori	Jumlah material	Persentase
Cluster 1	Prioritas Rendah	35	35.00%
Cluster 2	Prioritas Sedang	35	35.00%
Cluster 3	Prioritas Tinggi	30	30.00%
Total	-	100	100.00%

A. Cluster 1 – Prioritas Rendah

Cluster 1 berisi 35 material atau 35,00% dari keseluruhan dataset. Kelompok ini memiliki nilai centroid terendah pada atribut jumlah stok sebesar 0,0310, total pemakaian sebesar 0,0230, dan frekuensi permintaan sebesar 0,0642. Hal ini menunjukkan bahwa material dalam kelompok tersebut secara umum memiliki karakteristik persediaan, pemakaian, dan frekuensi permintaan yang relatif rendah dibandingkan dua cluster lainnya. Nilai centroid atribut persediaan sebesar 0,0135 juga merupakan yang terendah di antara ketiga cluster.

Berdasarkan karakteristik tersebut, Cluster 1 diinterpretasikan sebagai prioritas pengendalian rendah. Pengelolaan material dapat difokuskan pada pemeriksaan berkala dan evaluasi kebutuhan aktual agar tidak terjadi penumpukan persediaan. Meskipun demikian, prioritas rendah tidak berarti material tidak penting, karena kebutuhan material tetap perlu disesuaikan dengan jadwal dan kebutuhan produksi.

B. Cluster 2 – Prioritas Sedang

Cluster 2 berisi 35 material atau 35,00% dari keseluruhan dataset. Kelompok ini memiliki nilai centroid jumlah stok sebesar 0,2192, total pemakaian sebesar 0,1603, frekuensi permintaan sebesar 0,2776, dan nilai persediaan sebesar 0,0783. Seluruh nilai tersebut berada di antara karakteristik Cluster 1 dan Cluster 3. Kondisi ini menunjukkan bahwa material dalam kelompok tersebut memiliki tingkat ketersediaan, penggunaan, dan permintaan yang relatif menengah dibandingkan kelompok lainnya.

Berdasarkan karakteristik tersebut, Cluster 2 diinterpretasikan sebagai prioritas pengendalian sedang. Pengelolaan material dapat dilakukan melalui pemeriksaan persediaan secara berkala, pemantauan pola pemakaian, dan penyesuaian jumlah

Ahmad Fauzi: *Penulis Korespondensi
Copyright © 2027, Ahmad Fauzi, Andika Bayu Hasta Yanto, Novita Indriyani.

Journal of Information Technology, Software Engineering and Computer Science
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/itsecs
E-ISSN 2962-0635
P-ISSN 2962-0538
Volume 5, Number 1, January 2027
DOI : https://doi.org/10.58602/itsecs.v5i1.496
Page 173-186

pengadaan berdasarkan kebutuhan produksi. Pemantauan dilakukan untuk menjaga keseimbangan antara ketersediaan material dan kebutuhan operasional.

C. Cluster 3 – Prioritas Tinggi

Cluster 3 berisi 30 material atau 30,00% dari keseluruhan dataset. Kelompok ini mempunyai nilai centroid tertinggi pada atribut jumlah stok sebesar 0,6582, total pemakaian sebesar 0,6826, frekuensi permintaan sebesar 0,6824, dan nilai persediaan sebesar 0,2373. Tingginya nilai centroid pada atribut total pemakaian dan frekuensi permintaan menunjukkan bahwa material dalam kelompok ini secara umum memiliki intensitas penggunaan dan permintaan yang lebih tinggi dibandingkan kelompok lainnya. Selain itu, kelompok ini juga memiliki jumlah stok dan nilai persediaan relatif tinggi.

Berdasarkan karakteristik tersebut, Cluster 3 diinterpretasikan sebagai prioritas pengendalian tinggi. Material dalam kelompok ini memerlukan pemantauan lebih intensif karena tingginya aktivitas penggunaan dan permintaan dapat meningkatkan risiko kekurangan persediaan apabila pengadaan tidak direncanakan dengan baik. Di sisi lain, tingginya jumlah stok dan nilai persediaan juga perlu diperhatikan agar tidak menimbulkan biaya penyimpanan yang berlebihan.

Secara keseluruhan, perbedaan utama ketiga cluster terletak pada tingkat jumlah stok, intensitas pemakaian, frekuensi permintaan, dan nilai persediaan. Cluster 1 memiliki karakteristik relatif rendah, Cluster 2 berada pada tingkat menengah, sedangkan Cluster 3 memiliki karakteristik relatif tinggi. Label prioritas tersebut merupakan interpretasi berdasarkan nilai centroid dan bukan merupakan label kelas yang dihasilkan secara langsung oleh algoritma K-Means.

4.7 Hasil Pengujian Davies-Bouldin Index

Tabel 11. Komponen Perhitungan Davies-Bouldin Index

Cluster	S_i	R_i1	R_i2	R_i3	Maksimum R_i
Cluster 1	0.045610	—	0.633577	0.418651	0.633577
Cluster 2	0.158753	0.633577	—	0.720817	0.720817
Cluster 3	0.424472	0.418651	0.720817	—	0.720817

Nilai Davies-Bouldin Index yang didapat dari dataset ini adalah 0,691737. Nilai ini merupakan rata-rata dari nilai maksimum rasio kemiripan antar cluster. Kita menggunakan DBI untuk menilai seberapa kompak dan terpisahnya cluster yang terbentuk; semakin kecil nilainya, berarti kualitas pemisahannya semakin baik. Karena DBI tidak punya standar angka pasti untuk menentukan cluster itu bagus atau buruk, sebaiknya hasilnya dibandingkan dengan jumlah cluster atau inisialisasi lain pada dataset yang sama.

4.8 Analisis dan Pembahasan

Hasil pengelompokan ini menunjukkan bahwa setiap material punya karakteristik persediaan yang berbeda-beda. Kelompok prioritas tinggi harus dipantau lebih sering karena kombinasi pemakaian dan frekuensi permintaannya cukup tinggi. Untuk kelompok prioritas sedang, pengelolaannya bisa dilakukan lewat pemeriksaan berkala dan penyesuaian jumlah pesanan sesuai kebutuhan produksi. Sementara itu, kelompok prioritas rendah bisa dievaluasi dari sisi kebutuhan nyata agar tidak terjadi penumpukan stok. Hasil ini sejalan dengan penggunaan clustering sebagai alat segmentasi material dalam berbagai studi inventori sebelumnya. [1]–[5], [6]–[11], [15].

Namun, perlu dicatat bahwa hasil clustering ini tidak secara otomatis menentukan jumlah pesanan yang optimal, safety stock, atau reorder point. Untuk mengambil keputusan tersebut, kita butuh data tambahan seperti lead time pemasok, variasi permintaan, biaya pesan, biaya simpan, dan target tingkat layanan. Jadi, hasil K-Means ini

Ahmad Fauzi: *Penulis Korespondensi
Copyright © 2027, Ahmad Fauzi, Andika Bayu Hasta Yanto, Novita Indriyani.

Journal of Information Technology, Software Engineering and Computer Science
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/itsecs
E-ISSN 2962-0635
P-ISSN 2962-0538
Volume 5, Number 1, January 2027
DOI : **https://doi.org/10.58602/itsecs.v5i1.496**
Page 173-186

sebaiknya dipakai sebagai alat bantu segmentasi awal, bukan sebagai pengganti kebijakan perencanaan persediaan secara keseluruhan.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian terhadap 100 data persediaan bahan baku komponen elektronik, diperoleh tiga kelompok material berdasarkan karakteristik jumlah stok, total pemakaian, frekuensi permintaan, dan nilai persediaan. Kelompok prioritas rendah terdiri atas 35 material (35%), kelompok prioritas sedang terdiri atas 35 material (35%), sedangkan kelompok prioritas tinggi terdiri atas 30 material (30%). Perbedaan karakteristik terlihat pada nilai centroid masing-masing kelompok, di mana Cluster 1 memiliki nilai atribut relatif rendah, Cluster 2 menunjukkan karakteristik menengah, dan Cluster 3 memiliki nilai atribut relatif tinggi. Hasil evaluasi menghasilkan Davies-Bouldin Index (DBI) sebesar 0,691737 dengan kondisi konvergen pada iterasi ketiga. Temuan ini menunjukkan bahwa pengelompokan mampu membedakan karakteristik persediaan material ke dalam tiga tingkat prioritas pengendalian.

Kontribusi penelitian ini terletak pada penerapan kombinasi empat atribut persediaan secara bersamaan untuk membentuk segmentasi material komponen elektronik. Penggabungan jumlah stok, total pemakaian, frekuensi permintaan, dan nilai persediaan memberikan gambaran yang lebih menyeluruh dibandingkan pengelompokan yang hanya mempertimbangkan jumlah stok atau transaksi penjualan. Hasil pengelompokan dapat digunakan sebagai dasar penentuan intensitas pemantauan material, yaitu pemantauan lebih intensif terhadap kelompok dengan karakteristik penggunaan dan permintaan tinggi, pemeriksaan berkala terhadap kelompok menengah, serta evaluasi kebutuhan aktual terhadap kelompok rendah. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi praktis berupa kerangka segmentasi awal untuk membantu pengelola persediaan menentukan fokus pengendalian material berdasarkan karakteristiknya.

Penelitian ini memiliki keterbatasan karena hasil pengelompokan masih bergantung pada jumlah cluster dan pemilihan centroid awal yang digunakan. Selain itu, hasil clustering belum secara langsung menentukan nilai safety stock, reorder point, maupun kuantitas pemesanan optimal karena belum mempertimbangkan lead time pemasok, biaya penyimpanan, biaya pemesanan, dan variasi permintaan. Oleh karena itu, pengujian variasi jumlah cluster dan inisialisasi centroid diperlukan untuk mengevaluasi kestabilan hasil pengelompokan. Penelitian selanjutnya juga dapat mengintegrasikan hasil segmentasi dengan metode pengendalian persediaan seperti Safety Stock, Reorder Point, dan Economic Order Quantity agar menghasilkan rekomendasi pengelolaan persediaan yang lebih operasional.

PERNYATAAN KONTRIBUSI PENULIS (CREDIT)

Ahmad Fauzi: Penulisan – peninjauan dan penyuntingan, penulisan – draf awal, metodologi, konseptualisasi, perangkat lunak, analisis formal, dan visualisasi. **Andika Bayu Hasta Yanto:** Validasi, supervisi, dan penulisan – peninjauan dan penyuntingan. **Novita Indriyani:** Investigasi, pengumpulan data, peninjauan literatur, dan penulisan – peninjauan dan penyuntingan.

PERNYATAAN KONFLIK KEPENTINGAN

Para penulis menyatakan bahwa tidak terdapat konflik kepentingan finansial maupun hubungan pribadi yang diketahui yang dapat memengaruhi atau dianggap memengaruhi hasil penelitian yang dilaporkan dalam artikel ini.

Ahmad Fauzi: *Penulis Korespondensi
Copyright © 2027, Ahmad Fauzi, Andika Bayu Hasta Yanto, Novita Indriyani.

Journal of Information Technology, Software Engineering and Computer Science
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/itsecs
E-ISSN 2962-0635
P-ISSN 2962-0538
Volume 5, Number 1, January 2027
DOI : **https://doi.org/10.58602/itsecs.v5i1.496**
Page 173-186

PERNYATAAN PENDANAAN

Para penulis menyatakan bahwa penelitian, penulisan, dan publikasi artikel ini tidak menerima dukungan pendanaan dari pihak mana pun.

PERNYATAAN PENGGUNAAN AI GENERATIF DAN TEKNOLOGI BERBANTUAN AI DALAM PROSES PENULISAN

Para penulis menggunakan teknologi Kecerdasan Buatan Generatif (Generative AI) untuk meningkatkan kejelasan dan kualitas penulisan artikel ini. Seluruh konten yang dihasilkan dengan bantuan AI telah ditinjau dan disunting kembali oleh para penulis. Para penulis bertanggung jawab penuh atas isi, keakuratan, dan publikasi akhir artikel ini.

REFERENCES

[1] T. B. Pamungkas, S. Maesaroh, P. Ardiansyah, F. I. Komputer, U. M. Buana, and U. Raharja, "IMPLEMENTASI DATA MINING PADA STOK PENGGUNAAN BARANG DI GMF AEROASIA MENGGUNAKAN ALGORITMA K- Jurnal Ilmiah Sains dan Teknologi," *J. Ilm. Sains dan Teknol.*, vol. 7, no. 2, pp. 112–123, 2023.

[2] R. Pratama, F. Kesumaningtyas, and D. Saputra, "Analisis Pengelompokkan Stok Barang dengan Memanfaatkan Algoritma K-Means," *J. KomtekInfo*, vol. 11, pp. 57–63, 2024, doi: 10.35134/komtekinfo.v11i2.508.

[3] H. Prastiwi, Jeny Pricilia, and Errissya Rasywir, "Implementasi Data Mining Untuk Menentuksn Persediaan Stok Barang Di Mini Market Menggunakan Metode K-Means Clustering," *J. Inform. Dan Rekayasa Komputer(JAKAKOM)*, vol. 2, no. 1, pp. 141–148, 2022, doi: 10.33998/jakakom.2022.2.1.34.

[4] Jenaldi, R. Rizky, and N. Nailul Wardah, "Sistem Informasi Kontrol Stock Barang Dengan Metode K-Means Clustering Pada Cv. Al-Amira," *Situstika Fikunma*, vol. 12, no. 2, pp. 555–572, 2024, doi: 10.30653/situstika.v12i2.222.

[5] A. Azis and Sutisna, "Penerapan Data Mining untuk Menentukan Ketersediaan Stok Barang Berdasarkan Permintaan Konsumen di PT Indonesia Thai Summit Plastech Menggunakan K-Means Clustering," *J. Indones. Manaj. Inform. dan Komun.*, vol. 5, no. 3, pp. 3099–3106, 2024, doi: 10.35870/jimik.v5i3.982.

[6] A. N. Rahmadani, "Implementation of the K-Means Algorithm for Inventory Data Clustering Implementasi Algoritma K-Means Untuk Clustering Data Inventori," *IJIRSE Indones. J. Inform. Res. Softw. Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–11, 2025, [Online]. Available: https://journal.irpi.or.id/index.php/ijirse.

[7] M. S. Riko and A. Afriyani, Risti, Risman, "Pengolahan Data Penjualan Sparepart Mobil Menggunakan Metode Clustering Dengan Algoritma K-Means," *Pengemb. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 1, pp. 68–80, 2023.

[8] H. Kurnia, Nensi, Muhammad, Abulwafa, "IT MANAGEMENT DENGAN MENGGUNAKAN METODE K-MEANS CLUSTERING UNTUK PENGELOMPOKAN STOK BARANG," *J. Sains Inform. Terap.*, vol. 2, no. 1, pp. 6–15, 2023.

[9] I. Safira, R. Salkiawati, and W. Priatna, "Penerapan Algoritma K-Means untuk Mengetahui Pola Persediaan Barang pada Toko Raja Bekasi," *J. Inform. Inf. Secur.*, vol. 3, no. 1, pp. 99–110, 2022, doi: 10.31599/jiforty.v3i1.1253.

[10] A. Rahmawati, M. Fadlan, and A. Anto, "K-Means Clustering Implementation For Grouping Heavy Equipment Spareparts Data," *J. Big Data Anal. Artif. Intell.*, vol. 7, no. 2, pp. 33–38, 2024, doi: 10.71302/jbidai.v7i2.37.

[11] Andre Prayoga Rizkyandri, Jasmir, and Y. Arvita, "Implementasi Metode K-Means Clustering Untuk Menentukan Persediaan Barang Pada Toko SS BabyShop," *J. Inform. Dan Rekayasa Komputer(JAKAKOM)*, vol. 3, no. 2, pp. 712–718, 2023, doi:

Ahmad Fauzi: *Penulis Korespondensi
Copyright © 2027, Ahmad Fauzi, Andika Bayu Hasta Yanto, Novita Indriyani.

Journal of Information Technology, Software Engineering and Computer Science
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/itsecs
E-ISSN 2962-0635
P-ISSN 2962-0538
Volume 5, Number 1, January 2027
DOI : **https://doi.org/10.58602/itsecs.v5i1.496**
Page 173-186

10.33998/jakakom.2023.3.2.1388.
[12] Dominikus, Muljono, and H. Himawan, "PENINGKATAN KINERJA KMEANS DENGAN NORMALISASI MIN-MAX DAN PSO UNTUK PENENTUAN PUSAT AWAL KLASTER TERBAIK PADA DATA PAMSIMAS," *DINAMIK*, vol. 30, 2025.
[13] Fathurrahman, S. Harini, and R. Kusumawati, "Evaluasi Clustering K-Means dan K-Medoid pada Persebaran COVID-19 di Indonesia Menggunakan DBI," *J. Mnemon.*, vol. 6, no. 2, pp. 117–128, 2023.
[14] S. Setyaningtyas, B. I. Nugroho, and Z. Arif, "Tinjauan pustaka sistematis pada data mining: studi kasus algoritma K-Means clustering," *J. Teknoif Tek. Inform. Inst. Teknol. Padang*, vol. 10, no. 2, pp. 52–61, 2022.
[15] E. Purwaningsih and E. Nurelasari, "Implementasi Metode K-Means Clustering Dengan Davies Bouldin Index Pada Analisis Faktor Penyebab Perceraian," *Inf. Manag. Educ. Prof.*, vol. 7, no. 2, pp. 134–143, 2023, [Online]. Available: https://databoks.katadata.co.id/.

Ahmad Fauzi: *Penulis Korespondensi
Copyright © 2027, Ahmad Fauzi, Andika Bayu Hasta Yanto, Novita Indriyani.