

Implementasi Metode *K-Means Clustering* dan *Association Rules Apriori* untuk Pengelolaan Stok Obat

Nursyamsiah Fajriah¹, Shelvi Eka Tassia²

^{1,2}Teknik Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Pamulang

¹nursyamsiahfajriah1@gmail.com*, ²dosen01768@unpam.ac.id

Abstract

Drug inventory management at Klinik Pratama Kencana was previously performed through manual or semi-manual recording, making stock monitoring and procurement decisions less effective. This study develops a web-based drug inventory management system by integrating *K-Means Clustering* and *Apriori Association Rules*. Historical stock and drug-out transaction data from January to March 2026 were processed using a descriptive quantitative applied-research approach. *K-Means* used initial stock, incoming stock, outgoing stock, and remaining stock attributes after Min-Max normalization to classify 64 drugs into fast-moving, medium-moving, and slow-moving groups. *Apriori* analyzed 597 transaction baskets with a minimum support of 5% and a minimum confidence of 40%. The clustering produced 15 fast-moving, 27 medium-moving, and 22 slow-moving drugs. *Apriori* generated several strong rules; the rule *Acetylcysteine* to *Ambroxol* achieved 11.06% support, 85.71% confidence, and a lift ratio of 5.39. System calculations matched Microsoft Excel validation results, all tested functions were valid, and five users gave a 96% acceptance score. The integrated system provides stock status, restock recommendations, monthly reports, and co-occurrence patterns to support more structured inventory decisions. By combining stock movement classification with drug co-occurrence patterns, the system helps administrators prioritize restocking together with related medicines, thereby reducing manual checking and improving inventory monitoring efficiency.

Keywords: *apriori, data mining, drug inventory, K-Means, web-based system*

Abstrak

Pengelolaan persediaan obat di Klinik Pratama Kencana sebelumnya dilakukan melalui pencatatan manual atau semi-manual sehingga pemantauan stok dan keputusan pengadaan belum optimal. Penelitian ini membangun sistem pengelolaan stok obat berbasis web dengan mengintegrasikan *K-Means Clustering* dan *Association Rules Apriori*. Data historis stok dan transaksi obat keluar periode Januari–Maret 2026 diolah menggunakan pendekatan penelitian terapan kuantitatif deskriptif. *K-Means* menggunakan atribut stok awal, obat masuk, obat keluar, dan sisa stok yang dinormalisasi dengan *Min-Max* untuk mengelompokkan 64 obat ke dalam kategori cepat habis, sedang, dan lambat. *Apriori* menganalisis 597 keranjang transaksi dengan minimum support 5% dan *minimum confidence* 40%. Hasil *clustering* terdiri atas 15 obat cepat habis, 27 obat sedang, dan 22 obat lambat. *Apriori* menghasilkan sejumlah aturan kuat; aturan *Acetylcysteine* menuju *Ambroxol* memperoleh *support* 11,06%, *confidence* 85,71%, dan *lift ratio* 5,39. Perhitungan sistem sesuai dengan validasi *Microsoft Excel*, seluruh fungsi yang diuji berstatus valid, dan lima pengguna memberikan tingkat penerimaan 96%. Sistem menyediakan informasi status stok, rekomendasi *restock*, laporan bulanan, dan pola keterkaitan obat untuk mendukung keputusan persediaan yang lebih terstruktur. Penggabungan klasifikasi pergerakan stok dan pola keterkaitan obat membantu admin memprioritaskan *restock* beserta obat terkait, sehingga pemeriksaan manual berkurang dan pemantauan persediaan menjadi lebih efisien.

Kata kunci: *apriori, data mining, K-Means, persediaan obat, sistem berbasis web*

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution -ShareAlike 4.0 International License

1. Pendahuluan

Ketersediaan obat merupakan salah satu faktor operasional yang menentukan kontinuitas pelayanan fasilitas kesehatan. Ketidaktepatan dalam merencanakan persediaan dapat menimbulkan kekosongan obat, penumpukan barang dengan pergerakan rendah, dan risiko kedaluwarsa. Di negara berkembang, pembiayaan obat menyerap bagian penting dari anggaran kesehatan; pada konteks Indonesia, proporsi anggaran pengadaan obat dilaporkan mencapai 39% [1]. Kondisi tersebut membuat keputusan pengadaan perlu didukung informasi yang lebih terukur daripada perkiraan semata. Klinik Pratama Kencana memberikan pelayanan pemeriksaan, pengobatan, dan penyediaan obat bagi pasien. Berdasarkan observasi dan

wawancara, pencatatan obat masuk, obat keluar, obat rusak, pemeriksaan sisa persediaan, dan laporan bulanan masih dilakukan secara manual atau semi-manual. Cara kerja tersebut membutuhkan waktu, meningkatkan risiko kesalahan pencatatan, dan belum menyediakan analisis mengenai obat yang bergerak cepat maupun obat yang sering digunakan secara bersamaan. Akibatnya, prioritas *restock* belum selalu sejalan dengan pola kebutuhan aktual.

Data mining mengubah data historis menjadi informasi yang mendukung keputusan persediaan. *K-Means* dapat mengelompokkan penjualan obat untuk membantu optimalisasi stok [2]. Metode tersebut juga dapat menentukan prioritas pengadaan berdasarkan tingkat penjualan [3]. Pengelompokan data obat mampu mempermudah pengendalian persediaan [4]. *K-*

Means telah diterapkan untuk menentukan ketersediaan stok berdasarkan permintaan [5]. Pada persediaan farmasi, metode ini dapat membentuk kelompok berdasarkan jumlah stok [6]. *Euclidean Distance* digunakan untuk mengukur kedekatan data terhadap *centroid* [7]. Penelitian ini menggunakan atribut stok awal, obat masuk, obat keluar, dan sisa stok untuk menghasilkan kategori cepat habis, sedang, dan lambat.

Pengelompokan stok belum menjelaskan hubungan antarobat dalam satu transaksi. Apriori dapat menemukan pola pemakaian obat dari data transaksi [8]. *Association rules* menilai keterkaitan item melalui *support* dan *confidence* [9]. Apriori juga digunakan untuk menentukan pola pembelian konsumen [10]. Perbandingan Apriori dan *FP-Growth* menunjukkan bahwa data transaksi dapat dimanfaatkan untuk menemukan kombinasi item [11]. Pada penelitian ini, pola tersebut digunakan sebagai informasi pendukung penyediaan obat yang sering keluar secara bersamaan.

K-Means dan Apriori telah dikombinasikan untuk menganalisis pola data dan hubungan item pada berbagai konteks [8,12]. Integrasi kedua algoritma juga digunakan untuk menganalisis pola pembelian [8]. Kombinasi *K-Means* dan Apriori dapat mendukung manajemen stok berdasarkan kelompok dan hubungan item [12]. Sistem *clustering* dapat digunakan untuk mendukung proses pencarian *association rules* pada data berukuran besar [13]. Penelitian ini menerapkan kedua metode dalam satu sistem web untuk Klinik Pratama Kencana.

Beberapa penelitian tambahan memperkuat pemilihan metode pada penelitian ini. Winarso dan Karnaidi [14] menerapkan *Association Rule Mining* dengan Apriori untuk menemukan keterkaitan item sebagai dasar strategi promosi dan pengambilan keputusan. Kusuma dan Dharmawati [15] menggunakan *K-Means* untuk membentuk kelompok data setelah reduksi dimensi sehingga pola kelompok lebih mudah diinterpretasikan. Kedua penelitian tersebut bersumber dari Jurnal FASILKOM. Selain itu, penelitian internasional oleh Kusriani [16] menunjukkan bahwa *K-Means* dapat digunakan untuk mengelompokkan item ritel menjadi *fast moving* dan *slow moving* sehingga mendukung pengelolaan persediaan berbasis pergerakan barang.

Pendekatan terdahulu memperlihatkan bahwa *clustering* bermanfaat untuk menyederhanakan banyak item persediaan menjadi kelompok prioritas, tetapi keluaran *cluster* umumnya berhenti pada klasifikasi tingkat pergerakan. Pada sisi lain, penelitian Apriori menghasilkan pasangan atau kombinasi item tanpa menjelaskan kondisi persediaan masing-masing item. Pemisahan kedua analisis dapat menghasilkan informasi yang tidak terhubung: pengelola mengetahui obat mana yang menipis, tetapi tidak langsung mengetahui item terkait yang perlu diperiksa; atau mengetahui kombinasi yang sering muncul, tetapi tidak mengetahui kelompok stoknya. Integrasi pada penelitian ini dirancang untuk menjembatani kedua

keluaran tersebut dalam alur kerja yang sama. Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi hasil *K-Means* dan Apriori dalam satu alur sistem inventaris klinik berbasis web, sehingga rekomendasi *restock* tidak hanya ditentukan dari kategori pergerakan stok, tetapi juga diperkaya dengan informasi obat yang sering muncul bersamaan dalam transaksi.

Pemanfaatan hasil data mining harus dibedakan dari keputusan klinis. Pola transaksi menggambarkan kejadian historis pada data obat keluar dan tidak membuktikan hubungan terapeutik, diagnosis, atau kausalitas. Karena itu, sistem menempatkan hasil sebagai informasi pendukung pengelolaan persediaan. Keputusan pengadaan akhir tetap mempertimbangkan kebijakan klinik, formularium, kebutuhan pelayanan, waktu tunggu pemasok, serta penilaian tenaga kefarmasian.

Tujuan penelitian adalah merancang sistem pengelolaan stok obat berbasis web, menerapkan *K-Means* untuk mengelompokkan tingkat pergerakan obat, dan menerapkan Apriori untuk menganalisis pola hubungan antarobat. Sistem diharapkan menyediakan pencatatan transaksi, laporan stok bulanan, status persediaan, rekomendasi *restock*, serta pola penggunaan obat sebagai dasar pengambilan keputusan.

2. Metode Penelitian

2.1. Desain dan Sumber Data

Penelitian menggunakan pendekatan terapan dengan metode kuantitatif deskriptif. Data diperoleh melalui observasi proses pengelolaan persediaan, wawancara dengan pihak klinik, studi pustaka, serta dokumentasi data historis. Dataset mencakup stok dan transaksi penggunaan obat di Klinik Pratama Kencana selama Januari–Maret 2026. Data *K-Means* terdiri atas 64 jenis obat, sedangkan data Apriori terdiri atas 597 keranjang transaksi obat keluar.

Tahap praproses meliputi penghapusan data kosong atau duplikat, pemeriksaan konsistensi nama obat, transformasi transaksi menjadi keranjang item, dan normalisasi atribut. Normalisasi *Min-Max* digunakan untuk menyetarakan skala data sebelum proses *K-Means* [17]. Pengembangan sistem mengikuti tahapan Waterfall yang mencakup komunikasi, perencanaan, pemodelan, konstruksi, dan *deployment* [9]. Sistem dibangun menggunakan PHP, Laravel, dan MySQL.

Kebutuhan fungsional dirumuskan dari alur kerja klinik. Admin harus dapat mengelola master obat, mencatat transaksi berdasarkan jenis masuk, keluar, atau rusak, melihat riwayat, membentuk laporan per bulan, menjalankan analisis, dan menindaklanjuti hasil *restock*. Kebutuhan nonfungsional mencakup autentikasi, validasi masukan, konsistensi perhitungan stok, kemudahan penelusuran data, dan penyajian hasil yang dapat dipahami. Ruang lingkup sistem tidak

meliputi distribusi obat ke unit lain, prediksi tanggal kedaluwarsa, atau rekomendasi terapi.

Basis data dirancang untuk memisahkan identitas obat, rekap stok, dan transaksi. Tabel obat menyimpan nama serta satuan. Tabel stok menyimpan stok awal, nilai masuk, nilai keluar, dan sisa per periode. Tabel transaksi menyimpan jenis, tanggal, dan kode keranjang. Proses Apriori menggunakan struktur transaksi dan item transaksi agar beberapa obat dengan kode yang sama dikenali sebagai satu keranjang. Pemisahan tabel mengurangi redundansi dan memungkinkan laporan maupun analisis dibentuk dari sumber data yang konsisten.

2.2. Pengelompokan K-Means

Atribut *K-Means* adalah stok awal, jumlah obat masuk, jumlah obat keluar, dan sisa stok. Sisa stok dihitung dari stok awal ditambah obat masuk kemudian dikurangi obat keluar. Karena rentang setiap atribut berbeda, seluruh nilai dinormalisasi dengan *Min-Max* ke rentang 0–1. Tiga centroid awal dipilih dari data yang mewakili persediaan rendah, sedang, dan tinggi. Jarak setiap data terhadap *centroid* dihitung dengan *Euclidean Distance*, kemudian data ditempatkan pada cluster berjarak paling kecil. *Centroid* diperbarui menggunakan rata-rata anggota cluster dan proses diulang sampai keanggotaan tidak berubah.

Normalisasi *Min-Max* dinyatakan pada Persamaan (1).

$$X' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

Jarak data terhadap *centroid* dihitung menggunakan *Euclidean Distance* pada Persamaan (2), dengan m menyatakan jumlah atribut.

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (2)$$

Centroid baru untuk setiap atribut dihitung menggunakan rata-rata anggota cluster sebagaimana Persamaan (3).

$$C_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} x_i \quad (3)$$

Data diberikan kepada *centroid* dengan jarak minimum. Tahap penghitungan jarak dan pembaruan centroid diulang sampai tidak ada perpindahan anggota. Pada contoh *Acetylcysteine*, jarak minimum pada iterasi pertama adalah 0,3884 sehingga data ditempatkan pada cluster terdekat. Proses selanjutnya menggunakan centroid baru sampai hasil pengelompokan stabil.

Centroid awal pada simulasi diwakili oleh Enbatik dengan stok awal 31, masuk 2, keluar 1, dan sisa 32 untuk C1; *Loperamide* dengan 60, 40, 28, dan 72 untuk C2; serta *Xepzym* dengan 135, 40, 28, dan 147 untuk C3. Nilai tersebut terlebih dahulu dinormalisasi menggunakan batas minimum dan maksimum dataset yang sama. Pemilihan titik yang mewakili tingkat

persediaan rendah, menengah, dan tinggi membantu menghasilkan pemisahan awal yang dapat diinterpretasikan, sedangkan label kategori baru diberikan setelah karakteristik cluster akhir diperiksa.

Cluster akhir diinterpretasikan berdasarkan pola persediaannya. Cluster cepat habis memperoleh rekomendasi *restock*, cluster sedang direkomendasikan untuk dipantau, dan cluster lambat dinyatakan relatif aman. Interpretasi bisnis dilakukan setelah proses komputasi agar label tidak memengaruhi pembentukan cluster.

Jumlah cluster ditetapkan sebanyak tiga karena disesuaikan dengan kebutuhan operasional klinik, yaitu membedakan obat cepat habis, sedang, dan lambat. Pada penelitian ini, pemilihan K belum diuji menggunakan ukuran validasi cluster seperti *Elbow Method* atau *Silhouette Score*, sehingga penentuan K lebih bersifat berbasis domain bisnis. Pengujian jumlah cluster secara objektif menjadi bagian dari pengembangan penelitian berikutnya.

2.3. Pembentukan Aturan Apriori

Setiap kode transaksi diperlakukan sebagai satu keranjang yang berisi satu atau lebih obat. Apriori membentuk kandidat satu itemset (C_1), menyaring *frequent itemset* (L_1), lalu menggabungkan item yang lolos untuk membentuk C_2 dan C_3 . *Minimum support* ditetapkan 5%, setara dengan *minimum support count* 30 dari 597 transaksi, sedangkan *minimum confidence* ditetapkan 40%. *Support* menunjukkan proporsi transaksi yang memuat itemset, *confidence* menunjukkan peluang konsekuensi muncul ketika anteseden muncul, dan *lift ratio* menilai kekuatan asosiasi dibandingkan kejadian independen. Nilai *lift* lebih dari satu menunjukkan hubungan positif.

Support itemset X dihitung menggunakan Persamaan (4), dengan $\text{count}(X)$ sebagai jumlah transaksi yang memuat X dan N sebagai total transaksi.

$$\text{Support}(A) = \frac{\text{Count}(A)}{N} \times 100\% \quad (4)$$

Confidence aturan X menuju Y dan *lift ratio* dihitung menggunakan Persamaan (5) dan Persamaan (6).

$$\text{Confidence}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Count}(A \cap B)}{\text{Count}(A)} \times 100\% \quad (5)$$

$$\text{Lift}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Confidence}(A \rightarrow B)}{\text{Support}(B)} \quad (6)$$

Apriori menggunakan sifat bahwa setiap subset dari *frequent itemset* juga harus *frequent*. Kandidat yang memiliki subset tidak *frequent* dapat dipangkas sebelum pemindaian berikutnya. Strategi ini mengurangi jumlah kombinasi yang harus dievaluasi dibandingkan pembentukan semua kemungkinan itemset secara langsung.

Pemilihan *minimum support* 5% mempertahankan kombinasi yang muncul setidaknya 30 kali selama periode analisis. *Minimum confidence* 40% menyaring aturan yang konsekuennya muncul pada kurang dari

empat dari sepuluh transaksi antededen. Lift digunakan sebagai pemeriksaan tambahan karena *confidence* yang tinggi dapat terjadi hanya akibat konsekuen sangat populer. Aturan diterima ketika memenuhi ambang dan memiliki *lift* lebih dari satu, kemudian disimpan bersama nilai metriknya untuk ditampilkan dalam halaman pola penggunaan.

Tabel 1. Parameter Analisis Data

Komponen	Nilai
Periode data	Januari–Maret 2026
Data <i>K-Means</i>	64 jenis obat
Atribut <i>K-Means</i>	Stok awal, masuk, keluar, sisa
Jumlah transaksi Apriori	597 keranjang
Minimum support	5% (30 transaksi)
Minimum confidence	40%

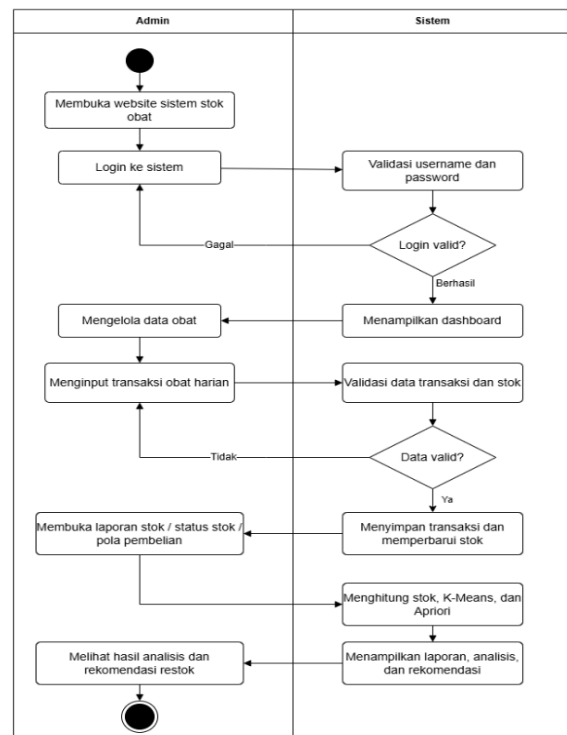
Berdasarkan Tabel 1, parameter analisis yang digunakan mencakup periode data, jumlah data *K-Means*, atribut perhitungan, jumlah keranjang transaksi Apriori, serta ambang minimum *support* dan *confidence*.

2.4. Implementasi dan Pengujian

Sistem menyediakan autentikasi, *dashboard*, pengelolaan obat, transaksi, laporan bulanan, analisis *K-Means*, pola Apriori, ekspor laporan, dan profil pengguna. Pengujian *black box* digunakan untuk menilai kesesuaian keluaran fungsi terhadap masukan [18]. Penelitian menguji 26 skenario fungsi, memvalidasi hasil metode dengan *Microsoft Excel*, dan memberikan kuesioner skala *Likert* kepada lima responden.

Alur sistem dimulai ketika admin melakukan autentikasi dan mengelola master obat. Setiap transaksi yang lolos validasi disimpan sekaligus memperbarui jumlah persediaan. Laporan bulanan membentuk atribut yang diperlukan *K-Means*, sedangkan transaksi obat keluar dengan kode transaksi sama membentuk keranjang Apriori. Pemisahan tersebut menjaga agar analisis clustering menggunakan kondisi stok per periode dan analisis asosiasi menggunakan struktur ko-kejadian item. Hasil kedua metode disajikan melalui halaman analisis dan dapat ditelusuri kembali ke data transaksi sumber.

Pengujian *black box* menyusun skenario dari setiap tindakan utama dan membandingkan keluaran aktual terhadap keluaran yang diharapkan. Skenario mencakup kredensial benar dan salah, tambah-ubah-hapus master obat, tiga jenis transaksi, filter riwayat, detail keranjang, filter dan ekspor laporan, proses analisis, *restock* dari hasil cluster, penelusuran pola, perubahan profil, pergantian kata sandi, dan *logout*. Validasi metode dilakukan terpisah dari pengujian fungsi supaya keberhasilan antarmuka tidak dianggap sebagai bukti kebenaran hasil algoritma.



Gambar 1. Alur Sistem Pengelolaan Dan Analisis Stok Obat

Berdasarkan Gambar 1, alur sistem memperlihatkan hubungan antara pengelolaan master obat, pencatatan transaksi, pembentukan laporan, analisis *K-Means*, dan analisis Apriori.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Hasil Pengelompokan Persediaan

K-Means mencapai kondisi konvergen setelah pembaruan centroid menghasilkan keanggotaan cluster yang stabil. Dari 64 jenis obat, 15 obat masuk kategori cepat habis, 27 kategori sedang, dan 22 kategori lambat. Komposisi tersebut menunjukkan bahwa 23,44% item memerlukan perhatian *restock*, 42,19% perlu dipantau, dan 34,38% berada pada kelompok pergerakan lambat. Hasil ini memberi prioritas tindakan yang lebih spesifik dibandingkan pemeriksaan jumlah stok secara terpisah.

Tabel 2. Sampel Data Stok Maret 2026

Obat	Stok awal	Masuk	Keluar	Sisa
<i>Acetylcysteine</i>	35	30	20	45
<i>Ambroxol</i>	55	30	20	65
<i>Amoxicillin</i>	60	40	30	70
Asam	60	40	28	72
<i>Mefenamat</i>	50	25	18	57

Berdasarkan Tabel 2, data stok Maret 2026 memuat nilai stok awal, obat masuk, obat keluar, dan sisa stok yang menjadi atribut utama proses pengelompokan *K-Means*.

Tabel 3. Ringkasan Hasil *K-Means*

Cluster	Jumlah	Kategori	Rekomendasi
C1	15	Cepat habis	Restock
C2	27	Sedang	Pantau

C3	22	Lambat	Aman
----	----	--------	------

Berdasarkan Tabel 3, hasil *K-Means* membagi 64 obat ke dalam tiga kategori tindakan, yaitu *restock* untuk obat cepat habis, pantau untuk obat sedang, dan aman untuk obat lambat.

Penggunaan empat atribut memungkinkan sistem membedakan obat dengan sisa stok serupa tetapi memiliki arus masuk dan keluar berbeda. Dengan demikian, rekomendasi tidak hanya bergantung pada saldo akhir. Normalisasi *Min-Max* juga mencegah atribut dengan skala besar mendominasi jarak. Namun, *K-Means* tetap sensitif terhadap pemilihan centroid awal dan perubahan karakteristik data, sehingga pemrosesan perlu diulang pada periode stok berikutnya.

Contoh karakteristik data memperjelas kebutuhan analisis multiatribut. *Acetylcysteine* memiliki stok awal 35, menerima 30 unit, mengeluarkan 20 unit, dan menyisakan 45 unit. *Ambroxol* memiliki stok awal 55, menerima 30 unit, mengeluarkan 20 unit, dan menyisakan 65 unit. Walaupun jumlah keluar sama, posisi awal dan saldo akhirnya berbeda sehingga keduanya tidak harus memperoleh label identik. Pada data lain, jumlah sisa yang tinggi dapat berasal dari penambahan stok besar, bukan karena obat bergerak lambat. Oleh karena itu, penggunaan seluruh atribut memberikan konteks yang lebih baik daripada mengurutkan saldo akhir saja.

Distribusi *cluster* juga dapat digunakan untuk menyusun urutan kerja admin. Lima belas item cepat habis menjadi kelompok pemeriksaan pertama karena berisiko mengganggu pelayanan jika stok tidak segera ditambah. Dua puluh tujuh item sedang memerlukan pemantauan berkala untuk mendeteksi perubahan pola. Dua puluh dua item lambat tidak otomatis harus ditambah dan perlu diawasi agar tidak terjadi akumulasi. Kategori ini merupakan indikator operasional berdasarkan data, bukan pengganti kebijakan minimum stok, pertimbangan formularium, atau penilaian tenaga kefarmasian.

Gambar 2. Implementasi Halaman Status Stok Dan Rekomendasi Tindakan

Berdasarkan Gambar 2, halaman status stok menampilkan hasil pengelompokan obat beserta rekomendasi tindakan agar admin dapat memprioritaskan proses restock.

Antarmuka status stok menyediakan filter bulan dan tahun, pencarian nama obat, filter kategori, ringkasan jumlah item, serta tindakan restock. Gambar 2 memperlihatkan contoh penggunaan sistem pada periode yang dipilih pengguna; angka pada tampilan bersifat dinamis dan dapat berbeda dari dataset evaluasi Maret 2026. Pemisahan periode diperlukan agar admin dapat menjalankan ulang analisis sesuai perubahan transaksi tanpa mengubah data historis.

Tabel 4. Sampel Hasil Normalisasi Min-Max

Obat	Stok awal	Masuk	Keluar	Sisa
<i>Acetylcysteine</i>	0,0385	0,3671	0,3519	0,1130
<i>Ambroxol</i>	0,2308	0,3671	0,3519	0,2870
<i>Amoxicillin</i>	0,2788	0,4937	0,5370	0,3304
Asam	0,2788	0,4937	0,5000	0,3478
<i>Mefenamat</i>				
<i>Attapulgit</i>	0,1827	0,3038	0,3148	0,2174

Berdasarkan Tabel 4, setiap atribut stok telah dinormalisasi ke rentang 0 sampai 1 sehingga perbedaan skala antaratribut tidak mendominasi perhitungan jarak K-Means.

Contoh normalisasi atribut stok awal *Acetylcysteine* menggunakan nilai minimum 31 dan maksimum 135 dihitung sebagai berikut:

$$X' = \frac{35 - 31}{135 - 31} = 0,0385$$

Nilai tersebut sesuai dengan Tabel 4.

Untuk *centroid* C2, nilai normalisasi *Loperamide* adalah (0,2788; 0,4937; 0,5000; 0,3478). Jarak *Acetylcysteine* terhadap C2 dihitung menggunakan Persamaan (2) sebagai berikut:

$$D(C2) = \sqrt{\sum_{i=1}^4 (x_i - c_i)^2}$$

$$= 0,3884$$

Karena nilai tersebut merupakan jarak terkecil dibandingkan $D(C1) = 0,5135$ dan $D(C3) = 1,3226$, *Acetylcysteine* ditempatkan pada C2 pada iterasi pertama.

3.2. Hasil Aturan Asosiasi

Tabel 5. Sampel Keranjang Transaksi Obat

Kode transaksi	Daftar obat	Jumlah item
01/2026-A0001	<i>Ambroxol; Brocifor Plus; Ciprofloxacin; Guaifenesin; Scopma Plus</i>	5
01/2026-A0002	<i>Daneuron; Mirasic 500 mg; Piroxicam; Xepzym</i>	4
01/2026-A0003	<i>Hufamag; Loperamide</i>	2
01/2026-A0004	Asam Mefenamat; <i>Caviplex; Cefixime 200 mg; Natrium Diklofenak</i>	4
01/2026-A0005	<i>Ambroxol; Guaifenesin; Zinc</i>	3

Berdasarkan Tabel 5, setiap kode transaksi berisi satu atau lebih obat yang diperlakukan sebagai satu keranjang untuk proses pembentukan itemset Apriori.

Setiap kode transaksi pada Tabel 5 diperlakukan sebagai satu keranjang. Sistem menghitung kemunculan setiap item pada 597 keranjang, membentuk C1 dan L1, kemudian menggabungkan item yang lolos untuk membentuk C2 dan C3.

Tabel 6. Sampel Kandidat Itemset Apriori

Itemset	Jumlah	Support	Status
<i>Acetylcysteine</i>	77	12,90%	Lolos
<i>Ambroxol</i>	95	15,91%	Lolos
<i>Amoxicillin</i>	37	6,20%	Lolos
<i>Acetylcysteine, Ambroxol</i>	66	11,06%	Lolos
<i>Acetylcysteine, Amoxicillin</i>	0	0,00%	Tidak lolos

Berdasarkan Tabel 6, itemset yang memenuhi *minimum support* dipertahankan untuk pembentukan kandidat berikutnya, sedangkan itemset yang tidak memenuhi ambang dieliminasi.

Contoh *support* pasangan *Acetylcysteine* dan *Ambroxol* dihitung dengan Persamaan (4) sebagai berikut:

$$\text{Support} = \frac{66}{597} \times 100\% = 11,06\%$$

Karena nilainya melebihi *minimum support* 5%, pasangan tersebut lolos ke *frequent itemset*. *Confidence* aturan *Acetylcysteine* menuju *Ambroxol* dihitung dengan Persamaan (5) sebagai berikut:

$$\text{Confidence} = \frac{66}{77} \times 100\% = 85,71\%$$

Dengan *support* *Ambroxol* sebesar 15,91%, lift berdasarkan Persamaan (6) dihitung sebagai berikut:

$$\text{Lift} = \frac{0,8571}{0,1591} = 5,39$$

Nilai *lift* lebih dari satu menunjukkan bahwa *Acetylcysteine* dan *Ambroxol* memiliki asosiasi positif pada data transaksi obat keluar.

Pada tahap L1 terdapat 28 obat yang memenuhi *minimum support*. Pembentukan L2 menghasilkan 22 kombinasi dua obat, sedangkan L3 menghasilkan satu kombinasi tiga obat, yaitu *Acetylcysteine*, *Ambroxol*, dan *Guaifenesin*, dengan 30 transaksi dan *support* 5,03%. Aturan yang lolos seluruh ambang ditampilkan pada Tabel 7.

Proses pembentukan itemset memperlihatkan penyusutan kandidat pada setiap tingkat. Hanya 28 obat yang cukup sering muncul untuk diteruskan dari C1 ke L1. Kombinasi dari item tersebut kemudian diperiksa terhadap 597 keranjang dan menyisakan 22 pasangan pada L2. Ketika pasangan digabungkan menjadi kandidat tiga item, hanya satu kombinasi yang mencapai *minimum support count*. Tidak terbentuk *frequent itemset* lebih panjang pada ambang yang digunakan. Penyusutan ini menunjukkan fungsi

pruning Apriori dalam mempertahankan pola yang didukung data memadai.

Tabel 7. Aturan Asosiasi Utama

<i>Anteseden</i>	<i>Konsekuensi</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>	<i>Lift</i>
<i>Acetylcysteine</i>	<i>Ambroxol</i>	11,06%	85,71%	5,39
<i>Acetylcysteine</i>	<i>Guaifenesin</i>	6,03%	46,75%	5,94
<i>Acetylcysteine + Ambroxol</i>	<i>Guaifenesin</i>	5,03%	45,45%	5,77
<i>Acetylcysteine + Guaifenesin</i>	<i>Ambroxol</i>	5,03%	83,33%	5,24
<i>Ambroxol</i>	<i>Acetylcysteine</i>	11,06%	69,47%	5,39

Berdasarkan Tabel 7, aturan asosiasi utama menunjukkan kombinasi obat dengan nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang memenuhi kriteria sehingga dapat menjadi informasi pendukung penyediaan obat.

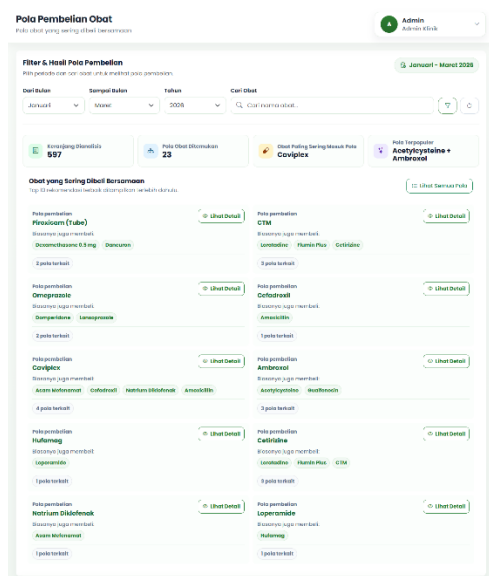
Aturan *Acetylcysteine* menuju *Ambroxol* memiliki *confidence* tertinggi, yaitu 85,71%. Artinya, dari transaksi yang memuat *Acetylcysteine*, sebanyak 85,71% juga memuat *Ambroxol*. *Lift* 5,39 menunjukkan kemunculan bersama keduanya jauh lebih tinggi daripada yang diperkirakan jika kedua item independen. Aturan *Acetylcysteine* menuju *Guaifenesin* memiliki *support* lebih rendah, tetapi *lift* tertinggi sebesar 5,94. Seluruh *lift* di atas satu memperlihatkan asosiasi positif yang layak digunakan sebagai informasi pendukung, bukan sebagai aturan klinis atau rekomendasi terapi.

Dalam skenario operasional, apabila *Acetylcysteine* berada pada cluster cepat habis dan memperoleh rekomendasi *restock*, sistem dapat menampilkan *Ambroxol* sebagai obat terkait karena memiliki aturan asosiasi kuat dengan *confidence* 85,71% dan *lift* 5,39. Informasi tersebut tidak berarti *Ambroxol* otomatis harus di-*restock* jika stoknya masih berada pada kategori sedang atau aman, tetapi menjadi sinyal bagi admin untuk memeriksa ketersediaannya sebelum melakukan pengadaan. Dengan demikian, hasil Apriori melengkapi rekomendasi *K-Means* melalui konteks hubungan antarobat, bukan menggantikan keputusan stok utama.

Sebagai contoh, *Acetylcysteine* dan *Ambroxol* muncul bersama pada 66 dari 597 transaksi. *Acetylcysteine* muncul pada 77 transaksi, sedangkan *support* *Ambroxol* sebesar 15,91%. Nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang diperoleh masing-masing sebesar 11,06%, 85,71%, dan 5,39. Contoh ini memperlihatkan hubungan langsung antara data transaksi, rumus, dan nilai yang ditampilkan sistem.

Hasil asosiasi melengkapi *clustering*. *K-Means* memberi informasi kondisi setiap obat, sedangkan Apriori menunjukkan keterkaitan antarobat. Jika salah satu obat pada aturan kuat masuk kategori cepat habis, admin dapat memeriksa ketersediaan obat pasangannya. Integrasi ini membantu menghindari keputusan *restock* yang hanya berfokus pada satu item tanpa mempertimbangkan pola transaksi.

Arah aturan perlu dibaca secara tepat karena *confidence* tidak bersifat simetris. *Confidence Acetylcysteine* menuju *Ambroxol* sebesar 85,71%, sedangkan arah *Ambroxol* menuju *Acetylcysteine* sebesar 69,47%. Perbedaan terjadi karena jumlah transaksi yang memuat masing-masing anteseden tidak sama. Sebaliknya, *support* pasangan dan *lift* keduanya tetap sama. Pada aturan tiga item, kombinasi *Acetylcysteine* dan *Guaifenesin* menuju *Ambroxol* memiliki *confidence* 83,33%, lebih tinggi daripada kombinasi *Acetylcysteine* dan *Ambroxol* menuju *Guaifenesin* sebesar 45,45%. Informasi arah ini penting ketika admin menelusuri obat mana yang menjadi pemicu pemeriksaan stok pasangan.



Gambar 3. Implementasi Halaman Pola Penggunaan Obat

Berdasarkan Gambar 3, halaman pola penggunaan obat menyajikan aturan asosiasi yang dapat membantu admin mengenali obat yang sering digunakan secara bersamaan.

Halaman pola penggunaan menampilkan periode analisis, jumlah keranjang yang diproses, jumlah pola yang ditemukan, item yang paling sering masuk pola, dan pasangan terkait. Penyajian ini menyederhanakan hasil perhitungan menjadi informasi yang dapat digunakan pengguna nonteknis. Detail aturan tetap memuat metrik kuantitatif agar pengguna dapat membedakan pola yang sekadar sering muncul dari pola dengan keterkaitan kuat.

3.3. Validasi dan Respons Pengguna

Seluruh 26 skenario *black box*, termasuk login, pengelolaan obat, transaksi, filter laporan, ekspor *Excel*, analisis stok, *restock*, pola pembelian, dan pengelolaan profil, menghasilkan keluaran sesuai harapan. Validasi *K-Means* membandingkan cluster sistem dengan *Microsoft Excel* dan menunjukkan hasil yang sama pada seluruh data obat. Validasi Apriori juga menghasilkan jumlah kemunculan, *support*, *confidence*, dan *lift* yang sama.

Tabel 8. Ringkasan Validasi Dan Penerimaan

Pengujian	Hasil	Status
<i>Black box</i>	26 skenario sesuai harapan	Valid
<i>K-Means</i>	Cluster sistem sama dengan <i>Excel</i>	Sesuai
Apriori	<i>Support</i> , <i>confidence</i> , dan <i>lift</i> sama	Sesuai

Berdasarkan Tabel 8, pengujian *black box*, validasi *K-Means*, dan validasi Apriori menunjukkan hasil sesuai, sehingga fungsi sistem dan hasil perhitungannya dapat diterima.

Kuesioner diberikan kepada lima responden yang terdiri atas pemilik klinik, admin, perawat, apoteker, dan petugas keamanan Klinik Pratama Kencana. Kuesioner memperoleh skor total 240 atau 96%, termasuk kategori sangat baik. Penilaian mencakup kemudahan penggunaan, keterpahaman tampilan, akses menu, manfaat pengelolaan stok, informasi status pergerakan obat, pola transaksi, dan percepatan pengolahan data. Nilai ini menunjukkan penerimaan awal yang kuat, tetapi jumlah responden masih terbatas dan seluruhnya berasal dari satu lokasi penelitian. Evaluasi berikutnya perlu melibatkan lebih banyak pengguna dan periode penggunaan yang lebih panjang.

Dari sepuluh pernyataan kuesioner, mayoritas jawaban berada pada kategori sangat setuju dan setuju; tidak terdapat jawaban netral, tidak setuju, atau sangat tidak setuju. Pernyataan mengenai akses menu dan manfaat pola transaksi masing-masing memperoleh skor 23, sedangkan penilaian keseluruhan memperoleh skor 25. Pola jawaban tersebut menunjukkan antarmuka dan manfaat inti telah diterima, tetapi aksesibilitas menu analisis dan cara menjelaskan pola masih menjadi bagian yang relatif paling perlu diperhatikan pada iterasi desain berikutnya.

Fitur ekspor laporan mempertahankan kebutuhan kerja yang sebelumnya bergantung pada lembar kerja, sementara analisis di dalam sistem mengurangi pemindahan data manual. Admin dapat menggunakan laporan sebagai dokumen operasional dan halaman analisis sebagai lapisan pendukung keputusan. Kombinasi ini penting dalam adopsi sistem karena pengguna tidak dipaksa meninggalkan seluruh keluaran yang sudah dikenal. Pada saat yang sama, hasil cluster dan aturan asosiasi disimpan dengan periode analisis sehingga perubahan hasil dapat dibandingkan secara temporal.

Secara keseluruhan, sistem mengubah data transaksi operasional menjadi dua jenis informasi: prioritas pengendalian persediaan dan hubungan antarobat. Hasil validasi menunjukkan implementasi algoritma konsisten dengan perhitungan pembandingan. Meskipun demikian, hasil analisis bergantung pada data Januari–Maret 2026 dan belum mencakup faktor kedaluwarsa, variasi musiman jangka panjang, lead time pemasok, maupun batas stok *minimum*. Temuan harus diperbarui secara berkala dan digunakan bersama pertimbangan pengelola klinik.

Validitas komputasi dan penerimaan pengguna menjawab dua aspek yang berbeda. Kesesuaian dengan

Excel menunjukkan bahwa formula dan tahapan algoritma diimplementasikan secara konsisten, sedangkan nilai kuesioner menunjukkan bahwa keluaran dapat dipahami dan dinilai bermanfaat oleh pengguna awal. Kedua hasil tersebut belum membuktikan dampak jangka panjang terhadap penurunan *stock out* atau nilai persediaan. Pengukuran dampak membutuhkan perbandingan indikator sebelum dan setelah implementasi dalam beberapa siklus pengadaan.

Penerapan berikutnya memerlukan tata kelola data yang konsisten. Nama obat, satuan, dan kode transaksi harus dicatat secara seragam karena variasi penulisan dapat memecah item yang sebenarnya sama dan menurunkan *support*. Koreksi transaksi juga perlu meninggalkan jejak audit agar hasil analisis dapat direproduksi. Selain itu, nilai *minimum support* dan *confidence* tidak seharusnya dianggap permanen. Ambang dapat dievaluasi terhadap volume transaksi serta kebutuhan klinik: ambang terlalu tinggi berisiko menghilangkan pola penting, sedangkan ambang terlalu rendah menghasilkan terlalu banyak aturan yang sulit ditindaklanjuti.

Keterbatasan utama penelitian adalah cakupan satu klinik, periode tiga bulan, dan lima responden. Data belum menangkap variasi penyakit musiman dalam satu tahun penuh. *K-Means* juga mengharuskan jumlah cluster ditentukan di awal dan belum dievaluasi menggunakan ukuran kualitas *cluster* seperti *silhouette coefficient*. Apriori menemukan keterkaitan, tetapi tidak memasukkan urutan waktu, jumlah unit per transaksi, atau informasi diagnosis. Penelitian lanjutan dapat membandingkan alternatif jumlah cluster, menggunakan periode minimal satu tahun, mengevaluasi dampak terhadap *stock out*, dan mempertimbangkan analisis pola sekuensial dengan tetap menjaga privasi data pasien.

3.3.1. Pengujian Black Box

Tabel 9. Sampel Hasil Pengujian Black Box

Skenario	Hasil yang diharapkan	Hasil aktual	Status
Login dengan data benar	Dashboard ditampilkan	Dashboard ditampilkan	Valid
Simpan obat baru	Data tersimpan	Data tampil pada tabel	Valid
Transaksi obat masuk	Stok bertambah	Transaksi dan stok diperbarui	Valid
Transaksi obat keluar	Stok berkurang	Transaksi dan stok diperbarui	Valid
Filter laporan bulanan	Data sesuai periode	Laporan sesuai periode	Valid
Proses analisis stok	Status stok ditampilkan	Hasil <i>K-Means</i> ditampilkan	Valid

Berdasarkan Tabel 9, skenario pengujian *black box* memperlihatkan bahwa fitur utama sistem

menghasilkan keluaran aktual yang sama dengan hasil yang diharapkan.

Tujuh skenario utama pada Tabel 9 mewakili 26 skenario yang diuji. Seluruh fungsi menghasilkan keluaran sesuai kebutuhan sehingga pengujian *black box* dinyatakan valid.

3.3.2. Validasi K-Means

Tabel 10. Sampel Validasi Hasil *K-Means*

Obat	Hasil Excel	Hasil sistem	Status
Acetylcysteine	Cepat habis	Cepat habis	Sesuai
Ambroxol	Sedang	Sedang	Sesuai
Amoxicillin	Sedang	Sedang	Sesuai
Asam Mefenamat	Sedang	Sedang	Sesuai

Berdasarkan Tabel 10, kategori cluster yang dihasilkan sistem sama dengan hasil perhitungan *Microsoft Excel* pada sampel data yang diuji.

Perbandingan dilakukan terhadap seluruh 64 obat. Keanggotaan cluster dari sistem sama dengan hasil *Microsoft Excel*, sehingga implementasi *K-Means* dinyatakan sesuai.

3.3.3. Validasi Apriori

Tabel 11. Sampel Validasi Hasil Apriori

	Aturan	Muncul Excel	Muncul sistem	Confidence	Status
1	Acetylcysteine → Ambroxol	66	66	85,71 %	Sesuai
2	Acetylcysteine → Guaiifenesin	36	36	46,75 %	Sesuai
3	Ambroxol → Acetylcysteine	66	66	69,47 %	Sesuai
4	Acetylcysteine + Ambroxol → Guaiifenesin	30	30	45,45 %	Sesuai
5	Guaiifenesin + Acetylcysteine → Ambroxol	30	30	83,33 %	Sesuai

Berdasarkan Tabel 11, jumlah kemunculan dan *confidence* aturan Apriori pada sistem sesuai dengan perhitungan *Microsoft Excel*.

Jumlah kemunculan dan *confidence* yang dihasilkan sistem sama dengan perhitungan *Microsoft Excel*. Nilai *support* dan lift juga menunjukkan hasil yang sama sehingga implementasi Apriori dinyatakan sesuai.

3.3.4. Respons Pengguna

Tabel 12. Rekapitulasi Skor Respons Pengguna

No	Aspek yang dinilai	Skor	Maksimum
1	Kemudahan penggunaan	24	25
2	Keterpahaman tampilan	24	25
3	Akses menu dan fitur	23	25
4	Keterpahaman informasi	24	25
5	Pengelolaan data obat	24	25
6	Pengelolaan stok	24	25

7	Informasi status pergerakan	24	25
8	Informasi pola transaksi	23	25
9	Kecepatan pengolahan data	24	25
10	Manfaat keseluruhan	25	25
	Total	240	250

Berdasarkan Tabel 12, total skor respons pengguna mencapai 240 dari 250 sehingga tingkat penerimaan sistem berada pada kategori sangat baik.

Persentase penerimaan dihitung dari total skor terhadap skor maksimum, yaitu $(240/250) \times 100\% = 96\%$. Nilai tersebut berada pada kategori sangat baik. Aspek akses menu dan informasi pola transaksi memperoleh skor terendah relatif, yaitu 23 dari 25, sehingga menjadi prioritas perbaikan antarmuka.

4. Kesimpulan

Penelitian menghasilkan sistem *web* untuk pengelolaan data obat, transaksi masuk, keluar, dan rusak, laporan bulanan, analisis status stok, serta pola penggunaan obat. *K-Means* mengelompokkan 64 obat menjadi 15 cepat habis, 27 sedang, dan 22 lambat sehingga admin memperoleh rekomendasi *restock*, pemantauan, atau status aman. Apriori pada 597 transaksi menghasilkan aturan asosiasi yang memenuhi minimum *support* 5% dan *confidence* 40%; aturan *Acetylcysteine* menuju Ambroxol mencapai *support* 11,06%, *confidence* 85,71%, dan *lift* 5,39. Hasil sistem sesuai dengan perhitungan *Microsoft Excel*, seluruh fungsi yang diuji valid, dan penerimaan pengguna mencapai 96%. Pengembangan berikutnya perlu menggunakan periode data lebih panjang, menambahkan hak akses, notifikasi stok minimum, pencatatan tanggal kedaluwarsa, dan integrasi dengan pelayanan pasien atau resep.

Daftar Rujukan

- [1] Dwi Astuti, "Optimasi Metode K - Means Clustering untuk Pengelompokan Obat Di Puskemas Mertoyudan I Magelang Optimization of K-Means Clustering Method for Drug Grouping at," vol. 13, pp. 2144–2160, 2024.
- [2] M. Aisyah, W. Prihartono, I. W. Marthanu, Kaslani, and I. Pratama, "ANALISIS PENGELOMPOKAN PENJUALAN OBAT MENGGUNAKAN ALGORITMA K-MEANS UNTUK OPTIMALISASI STOK OBAT PADA," vol. 06, no. 02, pp. 1–7, 2025.
- [3] R. Pajri *et al.*, "PENERAPAN ALGORITMA K-MEANS UNTUK OPTIMALISASI," *JATI*, vol. 9, no. 1, pp. 1594–1599, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i1.12472.
- [4] Holwati, E. Widodo, and W. Hadikristanto, "Pengelompokan Untuk Penjualan Obat Dengan Menggunakan Algoritma K-Means," *Bull. Inf. Technol.*, vol. 4, no. 3, pp. 408–413, 2023, doi: 10.47065/bit.v4i3.848.
- [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] H. Supriyanto, M. Al Hafidz, A. C. Puspitaningrum, R. A. P. Firmansyah, and R. Zuhdi, "Klasterisasi Data Obat Farmasi Berdasarkan Jumlah Persediaan Clustering Pharmaceutical Drug Data Based on Total Inventory Using the K-Means Method," vol. 13, no. November, pp. 361–369, 2024, doi: 10.34148/teknika.v13i3.987.
- [7] I. G. A. Gunadi and I. M. A. Wirawan, "STUDI PERBANDINGAN ALGORITMA EUCLIDEAN, MANHATTAN DAN CHEBYSEV DISTANCE UNTUK OPTIMASI METODE K-MEANS CLUSTERING PADA PENGELOMPOKKAN," *J. Pendidik. Teknol. dan Kejuru.*, vol. 22, no. 2, pp. 116–127, 2025, doi: 10.23887/jptk-undiksha.v22i2.98863.
- [8] V. E. Putri and H. D. Purnomo, "INTEGRASI ALGORITMA APRIORI DAN K-MEANS DALAM ANALISIS POLA PEMBELIAN UNTUK MENINGKATKAN STRATEGI PEMASARAN," *JUPI*, vol. 10, no. 1, pp. 409–423, 2025, [Online]. Available: <https://doi.org/10.29100/jupi.v10i1.5768>
- [9] S. Melinda *et al.*, "Penerapan Model Waterfall dalam Pengembangan Sistem Informasi Akademik Berbasis Web sebagai Sistem Pengolahan Nilai Siswa," *J. Teknol. Sist. Inf. dan Apl.*, vol. 4, no. 2, pp. 98–102, 2021, doi: 10.32493/jtsi.v4i2.10196.
- [10] M. Mustofa, A. M. Alfarisi, and U. N. Jadid, "Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen," *JSITIK*, vol. 4, no. 1, pp. 11–30, 2025, doi: 10.53624/jsitik.v4i1.710.
- [11] R. F. Naibaho, S. Z. Harahap, and A. P. Juledi, "Implementasi Data Mining Menggunakan Metode Algoritma FP-Growth Dan Algoritma Apriori Pada Toko IBR Jaya Untuk Meningkatkan Penjualan," *INFORMATIKA*, vol. 12, no. 3, pp. 504–513, 2024, doi: 10.36987/informatika.v12i3.6128.
- [12] V. Tasril, D. Olivian, and R. H. Simarmata, "Penerapan Algoritma K-Means dan Apriori dalam Manajemen Stok UMKM Toko Sembako Berbasis Analisis BCG Matrix," *BIT*, vol. 6, no. 4, pp. 340–347, 2025, doi: 10.47065/bit.v6i4.2375.
- [13] L. Liu, "Application of K-means supported by clustered systems in big data association rule mining," *Syst. Soft Comput.*, vol. 7, no. February, 2025, doi: 10.1016/j.sasc.2025.200211.
- [14] D. Winarso and A. Karnaidi, "Association Rule Mining untuk Meningkatkan Promosi Produk (Studi Kasus pada PD. XYZ)," *J. FASILKOM*, vol. 7, no. 2, pp. 284–288, 2018, doi: 10.37859/jf.v7i2.789.
- [15] E. A. Kusuma and A. Dharmawati, "Analisis Pemerataan Pendidikan di Indonesia Menggunakan Reduksi Dimensi PCA dan Klasterisasi K-Means," *J. FASILKOM*, vol. 16, no. 1, pp. 105–112, 2026, doi: 10.37859/jf.v16i1.11349.
- [16] K. Kusrini, "Grouping of Retail Items by Using K-Means Clustering," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 72, pp. 495–502, 2015, doi: 10.1016/j.procs.2015.12.131.
- [17] E. Tambunan, Y. B. Limbeng, and S. Sipayung, "Implementasi Algoritma K-Means Dengan Normalisasi Min-Max Pada Analisis Data Ketidaktersekolahan Anak," *JDMIS*, vol. 4, no. 1, pp. 26–32, 2026, doi: 10.54259/jdmis.v4i1.7064.
- [18] B. Hardika *et al.*, "Pengujian Blackbox Testing Website Garuda Farm Menggunakan Teknik Equivalence Partitioning," *J. Kridatama Sains dan Teknol.*, vol. 06, no. 02, pp. 740–753, 2024, doi: 10.53863/kst.v6i02.1420.