

Penerapan Algoritma K-Means dan Apriori dalam Manajemen Stok UMKM Toko Sembako Berbasis Analisis BCG Matrix

Virdyra Tasril^{1*}, Daffa Olivian², Randy Hasmajaya Simarmata³

^{1,2,3} Teknik Komputer dan Informatika, Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Politeknik Negeri Medan, Kota Medan, Indonesia

Email: ¹virdyratasril@polmed.ac.id, ²daffaolivian@gmail.com, ³andyhasmajayasmarmata@gmail.com

(* : virdyratasril@polmed.ac.id)

Abstrak- Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola pembelian produk di Toko Sembako HAS di Kota Medan, Kecamatan Medan Polonia, dengan menggunakan pendekatan Hybrid Data Mining, menggabungkan algoritma K-Means dan Apriori. Data yang berhasil dikumpulkan sebanyak 75.294 item terjual selama 7 bulan. Alur penelitian dimulai dari identifikasi masalah, studi literatur, pengumpulan dan pre-processing data, hingga implementasi algoritma untuk menghasilkan pengelompokan produk dan pola asosiasi. Normalisasi data dilakukan menggunakan metode Min-Max untuk menyamakan skala variabel Quantity dan Profit sehingga proses clustering K-Means lebih akurat. Hasil pengelompokan dengan K-Means yang dikombinasikan BCG Matrix mengkategorikan produk ke dalam Stars, Cash Cows, Question Marks, dan Dogs. Produk Indomie dan Mie Sedap termasuk kategori Stars dengan volume penjualan tinggi dan profitabilitas menengah-tinggi, sedangkan Minyak Curah dan Beras termasuk Cash Cows dengan volume penjualan sedang namun profitabilitas tertinggi. Algoritma Apriori mengidentifikasi pola pembelian tersembunyi dengan nilai Lift Ratio tertinggi 1.48 pada pasangan Pampers S dan Mie Sedap, menunjukkan korelasi kuat pada segmen keluarga muda. Kombinasi K-Means dan Apriori memberikan insight strategis, di mana K-Means mendukung manajemen inventori dan pengelompokan produk, sementara Apriori membantu merumuskan strategi pemasaran melalui bundling produk dan penataan toko. Namun, penggabungan produk Cash-Cows dan Question Marks menunjukkan nilai Lift Ratio di bawah 1, sehingga keterkaitan antarproduk tidak signifikan. Hasil penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan hybrid dapat meningkatkan pemahaman terhadap perilaku konsumen dan mendukung pengambilan keputusan berbasis data untuk optimalisasi penjualan dan profitabilitas.

Kata Kunci: K-Means Clustering, Association Rules Apriori, UMKM, Stok, BCG-Matrix.

Abstract- This study aims to analyze purchasing patterns at Toko Sembako HAS in Medan City, Medan Polonia District, using a Hybrid Data Mining approach that combines K-Means and Apriori algorithms. The dataset consists of 75,294 items sold over a 7-month period. The research workflow began with problem identification, literature review, data collection, and pre-processing, followed by algorithm implementation to produce product clustering and association patterns. Data normalization was performed using the Min-Max method to align the scales of Quantity and Profit, ensuring accurate K-Means clustering. The K-Means clustering combined with BCG Matrix categorized products into Stars, Cash Cows, Question Marks, and Dogs. Products such as Indomie and Mie Sedap were classified as Stars with high sales volume and medium-high profitability, while Minyak Curah and Beras were Cash Cows with moderate sales volume but the highest profitability. The Apriori algorithm revealed hidden purchasing patterns, with the highest Lift Ratio of 1.48 observed for the pair Pampers S and Mie Sedap, indicating a strong correlation within the young family segment. The hybrid approach provides strategic insights: K-Means supports inventory management and product segmentation, while Apriori guides marketing strategies such as product bundling and store layout. However, combinations of Cash-Cows and Question Marks yielded Lift Ratios below 1, indicating insignificant associations. The results demonstrate that this hybrid approach enhances understanding of consumer behavior and supports data-driven decisions to optimize sales and profitability.

Keywords: K-Means Clustering, Association Rules Apriori, UMKM, Stock, BCG-Matrix.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi di era digital saat ini mengalami kemajuan yang sangat pesat dan membawa perubahan signifikan terhadap berbagai aspek kehidupan manusia. Salah satu sektor yang merasakan dampak besar dari perkembangan tersebut adalah bidang perdagangan. Berbagai toko dan pelaku usaha kini telah memanfaatkan sistem komputerisasi untuk mengelola data penjualan dan operasional bisnis secara lebih efisien. Sistem ini menghasilkan volume data transaksi yang sangat besar dan terus bertambah setiap harinya seiring meningkatnya aktivitas jual beli [1]. Akumulasi data tersebut tidak hanya berfungsi sebagai catatan transaksi, tetapi juga memiliki potensi besar untuk diolah menjadi informasi yang berguna bagi pengambilan keputusan strategis. Melalui penerapan teknologi *data mining*, data penjualan dapat dianalisis untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan, perilaku konsumen, serta tren penjualan produk tertentu. Informasi yang dihasilkan dapat membantu pelaku usaha dalam menentukan strategi bisnis, seperti penyesuaian harga, promosi, dan manajemen stok barang [2]. *Data mining* merupakan proses menemukan informasi yang bernalih dari kumpulan data berukuran besar melalui identifikasi pola, korelasi, dan tren tersembunyi di dalamnya. Proses ini memanfaatkan teknik statistik, matematika, serta analisis pola untuk mengolah data yang tersimpan dalam basis data atau *repository* [3].

Analisis pola pembelian yang lebih komprehensif dapat dilakukan dengan menggabungkan metode Apriori dan K-Means. Berdasarkan perilaku pembelian pelanggan [4], data transaksi dapat dikelompokkan menjadi beberapa segmen menggunakan algoritma K-Means dengan Analisis BCG Matrix. Dengan mengintegrasikan BCG Matrix, K-means clustering, dan pemodelan deret waktu, kerangka ini menawarkan solusi yang kuat dan fleksibel untuk peramalan penjualan multi-produk. BCG Matrix, yang merupakan alat analisis portofolio untuk mengelompokkan produk berdasarkan pertumbuhan pasar dan pangsa pasar, berfungsi sebagai klasifikasi strategis awal. K-means kemudian



menyempurnakan segmentasi produk berdasarkan kinerja aktual, sementara pemodelan deret waktu meningkatkan akurasi prediksi melalui pola penjualan historis. Pendekatan terpadu ini membuat peramalan lebih andal, terutama untuk portofolio yang kompleks dan minim data. Kerangka ini juga bersifat skalabel serta adaptif terhadap perubahan pasar, sehingga menjadi alat yang efektif bagi bisnis dalam mengoptimalkan peramalan penjualan di Toko Sembako HAS [5]. Banyak penelitian menggunakan perbandingan algoritma dalam melakukan manajemen stok. Menurut [6] mengintegrasikan algoritma Apriori dan K-Means untuk mengoptimalkan manajemen stok dan pemasaran suku cadang otomotif. Penelitian ini menunjukkan efektivitas kedua algoritma dalam menemukan pola pembelian dan segmentasi produk untuk meningkatkan efisiensi pengelolaan stok dan strategi pemasaran. Penelitian lainnya dilakukan oleh [7], tulisannya memanfaatkan BCG Matrix dan RFM yang diperluas untuk menganalisis perilaku pelanggan. Dengan teknik ini, perusahaan dapat mengelompokkan pelanggan berdasarkan seberapa sering dan seberapa banyak mereka membeli, yang memfasilitasi pengambilan keputusan yang lebih baik terkait strategi produk dan manajemen portofolio. Dalam tulisannya [8], menggabungkan teknik Apriori dan K-Means dalam analisis pola pembelian konsumen di supermarket. Pendekatan ini digunakan untuk menemukan pola pembelian yang sering terjadi dan mengelompokkan pelanggan berdasarkan preferensi mereka, yang kemudian membantu dalam pengelolaan stok dan strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran. Tapi artikel ini tidak menggunakan analisis BCG Matrix.

Penelitian lain yang dilakukan oleh [9], teknik matrix-clustering yang menggabungkan K-Means clustering dengan BCG Matrix dan time modeling untuk meningkatkan prediksi penjualan produk multi-item. Metode ini memperbaiki re-clustering produk dengan penjualan tinggi dan memberikan hasil yang lebih akurat, seperti yang ditunjukkan oleh studi empiris di Taiwan, yang meningkatkan pemanfaatan data dari 35,93% menjadi 52,43%. Pendekatan ini menawarkan kerangka kerja yang lebih efisien dan dapat diterapkan pada berbagai portofolio bisnis.

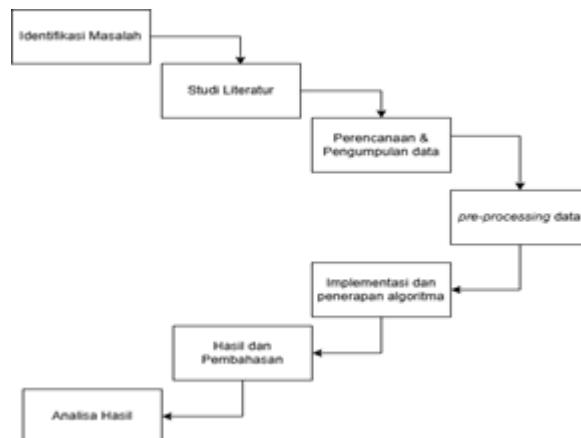
Artikel yang ditulis oleh [10], juga menggabungkan K-Means clustering dan Apriori untuk menganalisis data transaksi penjualan beras di UMKM Stabat City. K-Means mengelompokkan pelanggan berdasarkan perilaku pembelian, sementara Apriori mengidentifikasi pola produk yang sering dibeli bersama. Hasilnya digunakan untuk mengembangkan strategi pemasaran digital yang lebih efektif, seperti penawaran produk bundling yang sesuai dengan segmen pelanggan.

Penelitian terdahulu memiliki hasil perbandingan model yang berbeda, dan analisis yang berbeda juga. Karena itu penelitian ini dilakukan supaya mendapatkan insight lebih dalam untuk strategi pemasaran dengan kombinasi K-Means, BCG Matrix, dan Apriori, memberikan rekomendasi untuk penataan toko dan produk bundling yang sangat relevan untuk UMKM. Demikianlah penelitian ini dilakukan untuk lebih menekankan pada optimasi stok dan profitabilitas yang lebih tinggi dengan mengidentifikasi produk Cash Cows dan Stars.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Alur Penelitian

Alur penelitian ini dimulai dari identifikasi masalah untuk memahami kebutuhan dan permasalahan di Toko Sembako HAS di Kota Medan, Kecamatan Medan Polonia.



Gambar 1. Alur Penelitian

Selanjutnya dilakukan studi literatur terkait algoritma Apriori dan K-Means serta penerapannya dalam manajemen stok dan stabilitas harga. Setelah itu masuk ke tahap perencanaan dan pengumpulan data, diikuti proses pre-processing data untuk memastikan data bersih, konsisten, dan siap digunakan [12]. Tahap berikutnya adalah implementasi serta penerapan algoritma Apriori dan K-Means guna menghasilkan pola asosiasi serta pengelompokan produk. Hasil dari proses tersebut kemudian dianalisis pada tahap hasil dan pembahasan, dan pada akhirnya disusun secara sistematis dalam penulisan laporan penelitian.

2.2 Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data pada penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif atau jenis data yang dapat dihitung [13] selama 7 bulan, mulai Maret hingga September, di Toko Sembako HAS, Jalan Karya Sejati No. 50. Data diperoleh dari pencatatan penjualan harian dan pergerakan stok yang terdokumentasi di toko. Informasi ini nantinya digunakan dalam penerapan algoritma Apriori dan K-Means untuk menjaga stabilitas harga serta memberikan rekomendasi kebutuhan stok secara lebih akurat.

2.3 Metode K-Means Clustering

Algoritma K-Means merupakan metode *clustering* yang digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa cluster berdasarkan kesamaan karakteristik antarobjek, sekaligus memaksimalkan perbedaan antarcluster. Algoritma ini termasuk salah satu metode pengelompokan data yang paling populer karena kemampuannya dalam mengelompokkan data dalam jumlah besar secara efisien dan cepat serta banyak digunakan dalam proses kategorisasi produk maupun analisis data lainnya[14].

Perhitungan K-Means menurut Sarwono yang dikutip oleh [15].

- Tetapkan K sebagai total dari cluster ideal.
- Menghasilkan nilai sembarang untuk tempat *cluster* awalan (*centroid*) sebanyak k.
- Memanfaatkan persamaan jarak setiap informasi data ke setiap *centroid* dengan memakai persamaan jarak *Euclidean* hingga jarak ditemukan informasi tersingkat dari setiap informasi dengan *centroid*. *Euclidean Distance* mencakup:

$$d(x_i, \mu_j) = \sqrt{\sum (x_i, \mu_j)} \quad (1)$$

Keterangan :

x_i = data kualifikasi

μ_j = *centroid* di *cluster* yang ke-j

- Mengurutkan setiap informasi mengingat kedekatannya dengan *centroid* (jarak terkecil). Melakukan perbaruan harga *centroid*. Harga *centroid* baru didapat dari rata-rata kelompok yang dimaksud menggunakan persamaan.

$$c_k = \frac{1}{n_k} \sum d_i \quad (2)$$

Keterangan :

n_k : Total data yang ada di cluster k.

d_i : Total dari hasil jarak yang masuk di setiap cluster

- Pengulangan dari tahap 2 hingga 5 hingga tidak ada individu dari setiap *cluster* sesuatu telah berubah.
- Dengan syarat hasil akhir persamaan sudah memenuhi syarat maka dengan begitu hasil total komunitas kelompok (μ_j) pada siklus tersebut digunakan sebagai batasan untuk memutuskan pengelompokan informasi.

Dikutip dari [16] persamaan ini menggunakan standar sekelompok data, yang disebut *cluster*, dan K harus berupa angka yang menjadi sampel dari total cluster yang dikehendaki. Pengertian K-Means Clustering yang dikenal juga sebagai teknik analisis data atau data mining adalah salah satu metode pengelompokan data dengan memanfaatkan sistematis dari partisi. Teknik K-Means bermaksud untuk mempartisi informasi. Terdapat kelompok bagian yang setiap dari bagiannya memiliki ciri khas yang tidak sama dari yang lain namun memiliki beberapa ciri khas yang sama. Sarana yang ada:

- Ditentukan nilai k diperuntukkan total *cluster* yang ingin dilakukan pembentukan.
- Perkenalkan k sebagai *centroid* yang dapat dibuat secara sembarang.
- Gunakan persamaan Jarak *Euclidean* untuk menentukan jarak setiap data dari setiap pusat massa:

$$d(P, Q) = \sqrt{\sum_{j=1}^p (x_j(P) - x_j(Q))^2} \quad (3)$$

- Kelompokkan setiap data berdasarkan jarak terpendek dari data ke pusat *centroid*.
- Tentukan tempat *centroid* (k) yang baru.
- Kembali ke tahap 3 dengan asumsi bahwa letak *centroid* baru dan *centroid* lama tidak terlalu mirip [15].

2.4 Integrasi K-Means Clustering dengan BCG Matrix



Setelah melalui proses K-means Clustering, data di kategorikan dengan metode BCG Matrix berdasarkan jarak kluster. BCG kemudian digunakan untuk memetakan setiap kluster ke dalam 4 kategori *Stars*, *Cash Cows*, *Question Mark*, dan *Dogs* [17]. Ditampilkan Sumbu Kuantitas (X), dan Profit (Y).

Tabel 1. Kategori BCG Matrix berdasarkan Sumbu X, Y

Kluster awal	Kategori	Sumbu X	Sumbu Y
C1	Dogs	0.2	0.2
C2	Question Mark	0.8	0.2
C3	Cash Cows	0.2	0.8
C4	Stars	0.8	0.8

2.5 Menentukan Pola Asosiasi Apriori dan Lift Ratio

Lift Ratio merupakan ukuran yang digunakan untuk menilai seberapa kuat aturan asosiasi (association rule) yang dihasilkan berdasarkan nilai support dan confidence. Parameter ini berfungsi untuk menentukan apakah suatu aturan asosiasi dapat dianggap valid atau tidak [18]. Peneliti pertama-tama menentukan nilai minimum dukungan, dan kemudian analisis ini digunakan untuk menemukan kombinasi item dalam database yang memenuhi nilai minimal dukungan. Persamaan 1 digunakan untuk menentukan nilai support untuk itemset 1. [19].

$$Support(X) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung } X}{\sum \text{Transaksi}} \times 100\% \quad (4)$$

Persamaan 2 menghitung nilai dukungan untuk sekumpulan item dua. [19].

$$Support(X, Y) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung } X, Y}{\sum \text{Transaksi}} \times 100\% \quad (5)$$

Setelah mengimplementasikan persamaan, langkah selanjutnya adalah membuang itemset yang tidak memenuhi syarat minimal untuk dukungan. Setelah menemukan semua pola yang sering terjadi, temukan aturan asosiasi yang memenuhi keyakinan minimum. Nilai keyakinan aturan $X \rightarrow Y$ dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan 3. [20]:

$$Confidence(A|B) = \frac{\sum \text{Transaksi A dan B}}{\sum \text{Transaksi A}} \times 100\% \quad (6)$$

Setelah menentukan *Support* dan *Confidence*, metode Lift Ratio bekerja dengan membagi tingkat kepercayaan (kepercayaan) dengan tingkat kepercayaan yang diharapkan (*expected confidence*). [19].

$$Expected\ Confidence = \frac{\text{Jumlah Transaksi } B}{\text{Jumlah Transaksi}} \quad (7)$$

Selanjutnya, peneliti menghitung Lift Ratio menggunakan *Confidence* dan *Expected confidence*.

$$Lift\ Ratio = \frac{Confidence(A|B)}{Expected\ Confidence} \quad (8)$$

Jika nilai lift lebih besar dari 1, berarti aturan tersebut memiliki kekuatan yang baik. Pada nilai tersebut, hubungan antar item dalam transaksi dianggap valid dan saling menguntungkan. Semakin tinggi nilai lift, semakin kuat keterkaitan antar item yang dianalisis [21].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Seleksi Data

Data yang berhasil kami dapat sebanyak 75.294 data item terjual selama 7 bulan. Data kami kategorikan berdasarkan produk dengan menentukan frekuensi, kuantitas dan profit.

Tabel 2. Kategori Data

Frekuensi	Kuantitas	Profit
Banyaknya barang muncul selama 7 bulan.	Total barang yang laku.	Total untung yang di dapat (IDR)

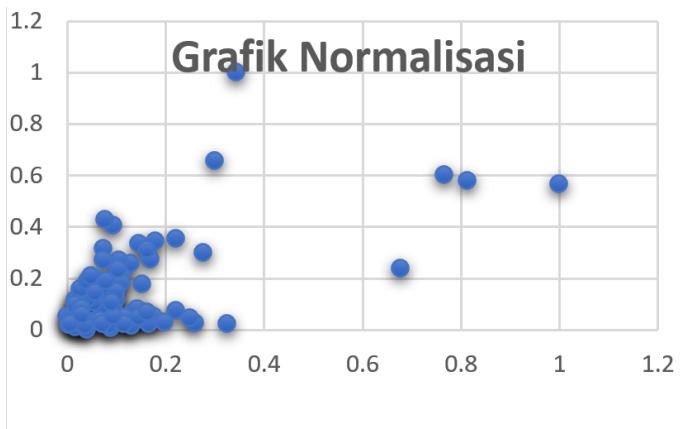


3.2 Normalisasi Data

Pada tahap ini dilakukan normalisasi data untuk menyamakan rentang nilai pada variabel Quantity dan Profit yang memiliki skala berbeda [22]. Normalisasi dilakukan menggunakan metode Min-Max Normalization, sehingga seluruh nilai berada pada interval 0–1 dan tidak ada variabel yang mendominasi proses analisis. Rumus yang digunakan adalah:

$$x^1 = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (9)$$

Sebagai contoh, produk Beras 5 kg memiliki Quantity = 120 dan Profit = Rp 350.000, sedangkan Minyak Goreng 1L memiliki Quantity = 60 dan Profit = Rp 120.000. Melalui proses Min-Max, kedua nilai tersebut diubah ke skala yang sama (0–1) sehingga proporsional dan siap digunakan dalam tahap perhitungan algoritma K-Means untuk pengelompokan produk di toko sembako.



Gambar 2. Grafik Normalisasi data

3.3 Euclidean Distance K-Means dengan Analisis BCG Matrix

Hasil perhitungan jarak Euclidean berdasarkan frekuensi dan kuantitas dengan penentuan *centroid* awal dari metode BCG Matrix membantu mengidentifikasi produk yang perlu dikembangkan, dipertahankan, atau dipromosikan secara lebih intensif [23].

Tabel 3. Tabel hasil Euclidean Distance

Jarak ke C1	Jarak ke C2	Jarak ke C3	Jarak ke C4	Jarak Terdekat	Jarak Kluster
0.15248765	0.68096154	0.740000576	0.994010558	0.15248765	Question Mark
0.479907397	0.126920053	0.739101026	0.576253344	0.126920053	Question Mark
0.202698478	0.788348633	0.709910605	1.041335662	0.202698478	Dogs
0.879902474	0.417406713	0.833415918	0.307542017	0.307542017	Stars
0.694118239	0.401153513	0.601671364	0.202811345	0.202811345	Stars
0.249125813	0.813672951	0.774796625	1.095586514	0.249125813	Dogs
0.812979839	0.920491161	0.246852625	0.49729667	0.246852625	Cash Cows
0.465346904	0.675003916	0.177144396	0.520060268	0.177144396	Cash Cows

Dari gambar 2 dan tabel 3, menunjukkan bahwa diketemukan beberapa produk hasil dari pengelompokan K-Means Clustering dengan analisis BCG Matrix.

- Kategori *Stars* Indomie & Mie Sedap. Karakteristik volume penjualan (Qty) sangat tinggi (Centroid X \approx 0.86) dan profitabilitas menengah-tinggi.
- Kategori *Cash Cows* Minyak Curah & Beras. Karakteristik volume penjualan sedang (Centroid X \approx 0.32) namun memberikan kontribusi profitabilitas tertinggi (Centroid Y \approx 0.82).
- Kategori *Question Marks* NutriSari & Shampoo Sachet. Karakteristik volume penjualan cukup tinggi (Centroid X \approx 0.40) namun profitabilitas rendah (Centroid Y \approx 0.15).
- Kategori *Dogs* Marlboro Merah & Camel Ungu. Karakteristik volume dan profitabilitas sangat rendah (Centroid X & Y $<$ 0.12).

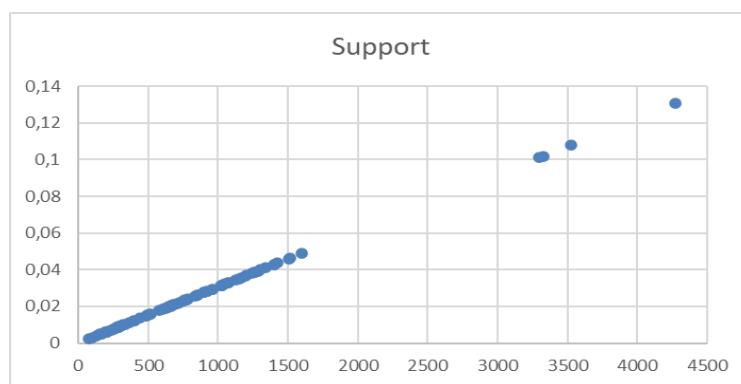




Gambar 3. Pengelompokan K-Means dengan analisis BCG Matrix

3.4 Analisis Pola Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori

Setelah mendapat segmentasi support.



Gambar 4. Grafik segmentasi support produk.

Algoritma Apriori diterapkan untuk menemukan pola hubungan antar-produk. Berdasarkan analisis High Confidence dan Lift Ratio, diperoleh temuan signifikan sebagai berikut:

Tabel 4. Tabel menentukan pola hubungan antar-produk dengan Apriori

Aturan	Frekuensi Bersama	Frekuensi_A	Confidence	Lift Ratio
Jika sam soe => Maka indomie	32	209	15.31	1.17
Jika pampers s => Maka mie sedap	23	153	15.03	1.48
Jika kratindaeng => Maka indomie	35	232	15.09	1.15
Jika gudang garam merah 12 => Maka sampo	64	486	13.17	1.22

Fenomena "Indomie sebagai Produk Jangkar" (Anchor Product): Indomie muncul secara dominan sebagai consequent (produk tujuan) pada berbagai aturan asosiasi (dengan Sam Soe, Kratindaeng, Sabun Giv). Nilai Lift Ratio yang konsisten di angka >1.10 menunjukkan bahwa Indomie adalah produk komplementer universal yang dibeli oleh lintas segmen pelanggan (perokok, pekerja, ibu rumah tangga).

Pola Unik "Keluarga Muda" (Lift Tertinggi 1.48): Aturan asosiasi antara Pampers S dan Mie Sedap memiliki nilai Lift tertinggi (1.48). Hal ini mengindikasikan pola gaya hidup spesifik pada segmen keluarga muda, di mana pembelian kebutuhan bayi (popok) berkorelasi kuat dengan pembelian makanan praktis (mi instan). Peluang terjadinya pembelian ini adalah 1,48 kali lebih besar dibandingkan peluang acak.

Potensi Asosiasi "Rokok & Perawatan Diri": Ditemukan korelasi positif (Lift 1.22) antara rokok Gudang Garam Merah dan Sampo. Ini menunjukkan pola belanja harian konsumen pria yang cenderung membeli kebutuhan pribadi dalam satu paket transaksi.

3.5 Pola Pembelian Cash-Cows dan Question Marks dengan Apriori.

Tabel 5. Tabel pola asosiasi setiap produk dengan kategori *Cash-Cows* dan *Question Marks*.

Nutrisari dan Minyak curah	Sampo dan Minyak Curah	Nutri sari dan Beras	Sampo dan beras	
38	149	26	81	Frekuensi Bersama
0.001164073	0.004564392	0.000796471	0.002481314	Support
0.041214751	0.042221593	0.028199566	0.022952678	Confidence
0.946779101	0.969908124	0.905131208	0.736720021	Lift Ratio

Setelah mencoba melakukan penggabungan produk dengan Apriori yang masuk di kategori Cash-Cow dan Question Marks dalam analisis BCG Matrix, ditemukan bahwa data transaksi yang tampil tidak valid, karena Lift Ratio tidak lebih besar dari 1.

- Nutri Sari dan Minyak Curah muncul bersama sebanyak 38 kali, dengan support sebesar 0.00116, confidence 0.0412, dan lift ratio 0.947, menunjukkan keterkaitan yang cukup tinggi antarproduk.
- Sampo dan Minyak Curah memiliki frekuensi bersama 149, support 0.00456, confidence 0.0422, dan lift ratio 0.970, yang mengindikasikan bahwa kedua produk ini cenderung dibeli bersama secara signifikan.
- Nutri Sari dan Beras tercatat dengan frekuensi 26, support 0.00080, confidence 0.0282, dan lift ratio 0.905, menandakan keterkaitan sedang antara kedua produk.
- Sampo dan Beras muncul bersama 81 kali, support 0.00248, confidence 0.0230, dan lift ratio 0.737, yang menunjukkan keterkaitan lebih lemah dibanding kombinasi lainnya.

4. KESIMPULAN

Penerapan K-Means yang dikombinasikan dengan konsep BCG Matrix berhasil memetakan kinerja produk secara akurat, mengidentifikasi anomali strategis di mana produk *Cash Cows* seperti Minyak Curah memberikan kontribusi profit lebih tinggi dibanding produk Stars seperti Indomie, meskipun volume penjualannya lebih rendah. Sementara itu, algoritma Apriori mampu mengungkap pola pembelian tersembunyi, misalnya kombinasi Nutri Sari dan Minyak Curah maupun Sampo dan Minyak Curah yang menunjukkan frekuensi dan keterkaitan pembelian yang signifikan, dengan lift ratio mendekati 1 atau lebih tinggi pada pasangan tertentu seperti Pampers S dan Mie Sedap (lift ratio 1.48), menunjukkan segmen demografi spesifik. Penggabungan K-Means dan Apriori ini memberikan landasan yang kuat untuk pengambilan keputusan, di mana K-Means mendukung manajemen inventori dengan fokus pada stok produk *Stars* dan *Cash Cows*, sedangkan Apriori memandu strategi pemasaran melalui pola bundling dan penataan produk. Saran yang bisa diberikan dari penelitian ini, strategi Promosi Subsidi Silang (*Cross-Subsidization*) dengan melakukan bundling antara produk *Cash Cows* seperti Minyak Curah dan *Question Marks* seperti Sampo atau minuman sachet, di mana keuntungan tinggi dari Minyak Curah dapat digunakan untuk mensubsidi harga Sampo guna menstimulasi peningkatan volume transaksi pada kedua kategori. Dalam manajemen stok berbasis kategori, ketersediaan stok 100% perlu dipertahankan untuk produk Stars (Indomie) dan *Cash Cows* (Minyak Curah) karena peran vitalnya sebagai penopang arus kas dan profit. Selain itu, evaluasi rutin perlu dilakukan terhadap produk Dogs; apabila produk tersebut tidak muncul dalam aturan asosiasi Apriori manapun, disarankan untuk mengurangi kuantitas stok atau melakukan delisting guna mengoptimalkan inventori dan profitabilitas toko.

REFERENCES

- I. M. D. C. Putra, G. M. A. Sasmita, and N. K. D. Rusjayanti, “Analisa Pola Belanja Konsumen serta Prediksi Stok Barang Berbasis Web,” *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 9, no. 3, p. 415, 2023, doi: 10.26418/jp.v9i3.67154.
- I. Lisyukri and M. Deswina, “Implementasi Algoritma K-Means Clustering untuk Pengelompokan Pola Permintaan Barang dalam Sistem Manajemen Inventori PT Semen Padang,” *J. Ris. Sist. Inf. dan Tek. Inform.*, vol. 3, no. 4, 2025.
- A. H. A. N. Karsa and A. R. Hidayat, “Metode Algoritma K-Means Untuk Clustering Data Produk Paling Laku Pada Toko Tono Grosir Plumbon Cirebon,” *Syntax Lit. ; J. Ilm. Indones.*, vol. 7, no. 9, pp. 15984–15996, 2024, doi: 10.36418/syntax-literate.v7i9.15144.
- B. D. Oktavian, I. Lumintu, and S. Amar, “Optimalisasi Strategi Product Bundling melalui Pemetaan Pola Peminatan dan Pola Penjualan Produk menggunakan K-Means Clustering dan Apriori,” *J. Integr. Syst.*, vol. 8, no. 1, pp. 26–41, 2025, doi: 10.28932/jis.v8i1.11503.
- C. Y. Hung and C. C. Wang, “An Approach for Multi-Item Product Sales Forecasting Based on Advancing the BCG Matrix with Matrix-Clustering and Time Modeling Techniques,” *Systems*, vol. 12, no. 10, 2024, doi: 10.3390/systems12100388.
- B. M. Dinata and E. Zuliarso, “Integrasi Algoritma Apriori dan K-Means untuk Optimalisasi serta Analisis Pola Pemasaran Suku Cadang Otomotif,” *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 9, no. 3, pp. 659–668, 2025, doi: 10.29408/edumatic.v9i3.31664.
- S. Gholamveisy, S. Homayooni, M. Shemshaki, and S. Sheykhan, “Application of data mining technique for customer



- purchase behavior via Extended RFM model with focus on BCG matrix from a data set of online retailing,” *J. Infrastructure, Policy Dev.*, vol. 8, no. 7, pp. 1–15, 2024.
- [8] S. G. Setyorini, E. K. Sari, L. R. Elita, and S. A. Putri, “Market Basket Analysis with K-Means and FP-Growth Algorithm as Citra Mustika Pandawa Company,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 1, no. April, pp. 41–46, 2021.
- [9] C.-Y. Hung and C.-C. Wang, “An Approach for Multi-Item Product Sales Forecasting Based on Advancing the BCG Matrix with Matrix-Clustering and Time Modeling Techniques,” *MDPI*, 2024.
- [10] A. Maulidya, G. Sidabutar, R. Ryo, and A. Hafiz, “Integrating K-Means Clustering and Apriori for Data Mining-Based Digital Marketing Strategy For Increase UMKM : Study Case Stabat City,” *Sink. J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 4, pp. 3190–3196, 2025.
- [11] A. Azzam, A. Irma Purnamasari, and I. Ali, “Implementasi Algoritma K-Means Clustering Untuk Analisis Persebaran UMKM Di Jawa Barat,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 3, pp. 3062–3070, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i3.8450.
- [12] W. Ananda, I. Hartami Santi, and S. Kirom, “Penerapan Algoritma K-Means Clustering Dalam Pengelompokan Arsip Skck,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 6, no. 2, pp. 861–867, 2022, doi: 10.36040/jati.v6i2.5762.
- [13] J. Jabbar, “Sistem Informasi Stok Barang Menggunakan Metode Clustering Kmeans (Studi Kasus Rmd Store),” *INFOTECH J.*, vol. 8, no. 1, pp. 70–75, 2022, doi: 10.31949/infotech.v8i1.2280.
- [14] S. R. Agustin, I. Purnamasari, and B. N. Sari, “Implementasi K-Means Untuk Pengelompokan Kategori Penjualan Barang Berbasis Web,” *J. Informatics Manag. Inf. Technol.*, vol. 5, no. 3, pp. 167–176, 2025, doi: 10.47065/jimat.v5i3.610.
- [15] L. Azzahra and Amru Yasir, “Metode K-Means Clustering Dalam Pengelompokan Penjualan Produk Frozen Food,” *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–10, 2024, doi: 10.70340/jirsit.v3i1.88.
- [16] F. Nasari and S. Darma, “Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia 2015 PENERAPAN K-MEANS CLUSTERING PADA DATA PENERIMAAN MAHASISWA BARU (STUDI KASUS : UNIVERSITAS POTENSI UTAMA),” pp. 6–8, 2015.
- [17] D. Prayudi and R. Oktapiiani, “Analisis Matrik BCG Terhadap Portofolio Produk Untuk Mengembangkan Strategi Pasar,” *Swabumi*, vol. 10, no. 1, pp. 1–5, 2022, doi: 10.31294/swabumi.v10i1.11163.
- [18] A. Nur Rahmi and Yosaphat Ananda Mikola, “Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Pada Customer (Studi Kasus : Toko Bakoel Sembako),” *Inf. Syst. J.*, vol. 4, no. 1, pp. 14–19, 2021, doi: 10.24076/infosjournal.2021v4i1.561.
- [19] N. Prasista, S. Kacung, C. Ananggadipa Swastyastu, and A. Vega Vitianingsih, “Penerapan Algoritma Apriori Untuk Prediksi Penjualan Pt. Delima Pandu Berjaya,” *J. Mnemon.*, vol. 7, no. 1, pp. 90–98, 2024, doi: 10.36040/mnemonic.v7i1.9428.
- [20] A. Erfina, Melawati, and N. Destria Arianti, “Penerapan Metode Data Mining Terhadap Data Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori,” *J. Ris. Sist. Inf. dan Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 3, pp. 14–22, 2020, doi: 10.52005/jursisteknici.v2i3.62.
- [21] A. A. Firdaus, N. Iksan, D. N. Sadiah, L. Sagita, and D. Setiawan, “Penerapan Algoritma Apriori untuk Prediksi Kebutuhan Suku Cadang Mobil,” *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 1, p. 13, 2021, doi: 10.26418/justin.v9i1.41151.
- [22] P. P. Allorering, A. Erna, M. Bagussahrir, and S. Alam, “Analisis Performa Normalisasi Data untuk Klasifikasi K-Nearest Neighbor pada Dataset Penyakit,” *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 9, no. 3, pp. 178–191, 2024, doi: 10.14421/jiska.2024.9.3.178–191.
- [23] Ita Faikotul Mafiroh, Arri Maulida Rakhmawati, Desi Dwi Ruswanti, and Yoiz Showa Shafrani, “Analisis Boston Consulting Group (BCG) terhadap Produk Pegadaian,” *MENAWAN J. Ris. dan Publ. Ilmu Ekon.*, vol. 3, no. 3, pp. 19–31, 2025, doi: 10.61132/menawan.v3i3.1383.

