

Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Penjualan Pada Produk Snack Makaronimu Menggunakan Algoritma Apriori

¹Mohamad Fathur Rozi, ²Intan Nur Farida

Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹vrozies14@gmail.com, ²intannf@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens: Mohamad Fathur Rozi

Abstrak—Makaronimu merupakan UMKM yang bergerak di bidang penjualan makanan ringan di Kabupaten Madiun. Data transaksi penjualan yang dimiliki belum dianalisis secara optimal sehingga pemilik usaha belum mengetahui pola pembelian pelanggan dan kombinasi produk yang berpotensi untuk bundling. Penelitian ini menerapkan kerangka kerja Knowledge Discovery in Databases (KDD) dengan algoritma Apriori untuk menganalisis pola asosiasi antarproduk secara komputasional menggunakan Python. Data transaksi sebanyak 39.902 transaksi periode 02 Juni hingga 02 Desember 2025 dengan 9 jenis produk diproses melalui tahapan seleksi, preprocessing, transformasi, hingga penerapan algoritma Apriori dengan parameter minimum support 1% dan minimum confidence 5%. Hasil analisis menghasilkan 20 aturan asosiasi, di mana 6 aturan valid dengan lift ratio > 1,0. Aturan terkuat adalah Mie Crispy, Sepiral dengan lift ratio 1,4796, yang menjadi dasar rekomendasi strategi bundling produk bagi Makaronimu.

Kata Kunci—Apriori, Association Rule, Bundling, Data Mining, KDD, Market Basket Analysis

Abstract—Makaronimu is an SME engaged in the sale of snack food products in Madiun Regency. The available sales transaction data has not been optimally analyzed, causing the business owner to lack insight into customer purchasing patterns and potential product combinations for bundling. This study applies the Knowledge Discovery in Databases (KDD) framework with the Apriori algorithm to computationally analyze product association patterns using Python. Transaction data of 39,902 transactions for the period June 2 to December 2, 2025, with 9 product types, were processed through selection, preprocessing, transformation, and Apriori algorithm application with a minimum support of 1% and minimum confidence of 5%. The analysis produced 20 association rules, of which 6 are valid with a lift ratio > 1.0. The strongest rule is Mie Crispy, Sepiral with a lift ratio of 1.4796, serving as the basis for product bundling strategy recommendations for Makaronimu.

Keywords—Apriori, Association Rule, Bundling, Data Mining, KDD, Market Basket Analysis

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi yang pesat mendorong pelaku Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) untuk memanfaatkan data transaksi penjualan secara lebih optimal dalam mendukung pengambilan keputusan bisnis. Data transaksi yang terakumulasi setiap hari menyimpan informasi berharga mengenai pola perilaku pembelian pelanggan yang apabila dianalisis dengan tepat dapat menjadi dasar strategi pemasaran yang lebih efektif dan efisien [1]. Namun pada kenyataannya, sebagian besar UMKM belum memanfaatkan data transaksi yang dimiliki secara optimal, sehingga penentuan strategi penjualan, promosi, dan paket produk masih dilakukan berdasarkan pengalaman dan intuisi semata tanpa dukungan data yang terukur [2].

Makaronimu merupakan UMKM yang berlokasi di Jalan Adil Makmur Nomor 25, Kecamatan Dolopo, Kabupaten Madiun, bergerak di bidang penjualan berbagai jenis makanan ringan seperti makaroni pipa, keripik kaca, mie lidi, basreng, dan produk sejenis. Meskipun telah memiliki sistem kasir digital yang merekam setiap transaksi penjualan, data tersebut belum pernah dianalisis untuk menggali pola pembelian pelanggan. Akibatnya, pemilik usaha belum mengetahui kombinasi produk mana yang sering dibeli secara bersamaan dan belum dapat menentukan strategi bundling produk yang tepat berdasarkan data [3].

Kesenjangan antara ketersediaan data transaksi yang melimpah dengan minimnya pemanfaatan analitik data pada UMKM seperti Makaronimu menjadi permasalahan utama yang melatarbelakangi penelitian ini. Permasalahan tersebut dapat diselesaikan melalui penerapan teknik data mining, khususnya association rule mining menggunakan algoritma Apriori, yang terbukti efektif dalam mengidentifikasi pola hubungan antarproduk dari data transaksi historis.

Beberapa penelitian terdahulu telah membuktikan efektivitas algoritma Apriori dalam analisis pola penjualan. Penerapan Apriori pada data transaksi ritel menghasilkan aturan asosiasi valid dengan lift ratio di atas 1,0 yang dapat digunakan sebagai rekomendasi penempatan produk [4]. Analisis minat pembelian pelanggan dari riwayat transaksi menggunakan Apriori menghasilkan aturan dengan nilai confidence tinggi, membuktikan kemampuan algoritma ini dalam mengidentifikasi keterkaitan produk secara akurat [5]. Penerapan Apriori pada data penjualan produk herbal berhasil menemukan kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan sebagai dasar strategi pengelolaan stok [6]. Sistem berbasis web yang mengimplementasikan Apriori terbukti mampu memproses data transaksi besar secara otomatis untuk menganalisis pola penjualan [7]. Integrasi Apriori dengan K-Means untuk optimalisasi analisis pola pemasaran menunjukkan bahwa Apriori menghasilkan aturan asosiasi yang relevan sebagai dasar pengambilan keputusan bisnis [8].

Berdasarkan kajian penelitian terdahulu, terdapat celah penelitian berupa belum adanya penerapan algoritma Apriori berbasis komputasi *Python* dengan kerangka KDD (*Knowledge Discovery in Database*) pada UMKM penjualan makanan ringan yang menghasilkan rekomendasi bundling berbasis data riil dalam skala besar. Tujuan penelitian ini adalah: (1) menganalisis pola hubungan antarproduk menggunakan algoritma Apriori secara komputasional terhadap 39.902 transaksi, (2) mengidentifikasi kombinasi produk yang sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan Makaronimu, dan (3) menghasilkan rekomendasi strategi *bundling* produk yang objektif dan berbasis data.

II. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan *Development Research* yang bersifat eksploratif dan deskriptif. Data yang digunakan adalah data sekunder berupa rekaman transaksi penjualan Makaronimu periode 02 Juni hingga 02 Desember 2025 dalam format CSV, mencakup 95.887 baris data yang setelah *preprocessing* menghasilkan 39.902 transaksi valid dengan 9 jenis produk.

2.1 Kerangka Kerja KDD

Proses pengolahan data menggunakan kerangka KDD yang terdiri dari lima tahapan sistematis 1. Tahap *Selection* memilih atribut No_Struk dan Nama_Produk sebagai variabel utama analisis. Tahap *Preprocessing* meliputi pembersihan data, penanganan nilai kosong, normalisasi nama produk dari format kode aplikasi kasir, dan pemisahan produk bundling dalam satu baris transaksi. Tahap *Transformation* mengubah data ke format *basket* berupa kamus transaksi {No_Struk: {Produk: Qty}}. Tahap *Data Mining* menerapkan algoritma Apriori. Tahap *Evaluation* mengevaluasi aturan menggunakan *lift ratio* dengan threshold > 1,0.

2.2 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah metode association rule mining yang bertujuan menemukan hubungan antar item dalam kumpulan data transaksi [3]. Support mengukur seberapa sering suatu kombinasi item muncul:

$$\text{Support}(A) = \text{Jumlah transaksi mengandung } A / \text{Total transaksi} \dots(1)$$

$$\text{Support}(A,B) = \text{Jumlah transaksi mengandung } A \text{ dan } B / \text{Total transaksi} \dots(2)$$

Confidence mengukur probabilitas bersyarat bahwa jika A dibeli maka B juga dibeli:

$$\text{Confidence}(A \rightarrow B) = \text{Support}(A,B) / \text{Support}(A) \dots(3)$$

Lift ratio mengukur kekuatan hubungan. Nilai *lift* > 1,0 menunjukkan hubungan positif yang signifikan:

$$\text{Lift}(A \rightarrow B) = \text{Confidence}(A \rightarrow B) / \text{Support}(B) \dots(4)$$

2.3 Implementasi Komputasional Python

Seluruh proses analisis dilakukan secara komputasional menggunakan Python 3 dengan *library*: (1) *Pandas* untuk pembacaan CSV dan transformasi data; (2) *NumPy* untuk operasi numerik; (3) *itertools.combinations* untuk pembangkitan kandidat *itemset*; dan (4) *Flask* sebagai antarmuka web. Algoritma Apriori diimplementasikan dari awal tanpa *library* eksternal, memproses seluruh 39.902 transaksi secara otomatis terhadap 9 produk dan 36 pasangan kombinasi yang mungkin.

2.4 Parameter Penelitian

Parameter yang digunakan: *minimum support* 0,01 (1%) setara dengan minimal ± 399 transaksi dari total 39.902; *minimum confidence* 0,05 (5%) sebagai batas kepastian hubungan antarproduk; dan *minimum lift ratio* $> 1,0$ untuk memvalidasi korelasi positif yang signifikan secara statistik [9].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil *Preprocessing* Data (KDD)

Proses *preprocessing* menggunakan Python berhasil membersihkan dan mentransformasi 95.887 baris data mentah dari file CSV menjadi 39.902 transaksi valid. Data mentah memiliki format produk seperti "[03] Basreng Stick, [NORMAL]" yang dinormalisasi menjadi "Basreng Stick". Produk bundling yang tercatat dalam satu baris seperti "Pipa + Sepiral" dipecah menjadi dua item terpisah. Baris non-produk seperti "Jenis Kemasan", "Topping", dan "Kantong Plastik" difilter secara otomatis. Hasil *preprocessing* menghasilkan 9 jenis produk valid sebagaimana disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Frekuensi Pembelian Produk Makaronimu (N = 39.902 Transaksi)

No	Nama Produk	Frekuensi	Support (%)	Total Qty
1	Pipa	17.967	45,03%	22.743
2	Usus Crispy	13.578	34,03%	16.186
3	Basreng Stick	13.035	32,67%	14.995
4	Sepiral	5.823	14,59%	6.680
5	Kripik Kaca	5.733	14,37%	6.192
6	Mie Crispy	4.071	10,20%	4.675
7	Mie Lidi	3.051	7,65%	3.673
8	Sebring	2.683	6,72%	2.956
9	Kulit Ayam	1.330	3,33%	1.408

Berdasarkan Tabel 1, produk Pipa memiliki frekuensi pembelian tertinggi sebesar 17.967 transaksi (45,03%), diikuti Usus Crispy sebesar 13.578 transaksi (34,03%), dan Basreng Stick sebesar 13.035 transaksi (32,67%). Terdapat 9 produk yang teridentifikasi pada data 6 bulan ini, di mana Kulit Ayam merupakan produk baru dengan frekuensi terendah sebesar 1.330 transaksi (3,33%). Distribusi frekuensi yang bervariasi mengindikasikan perbedaan tingkat popularitas antarproduk yang signifikan sehingga analisis asosiasi diperlukan untuk mengidentifikasi keterkaitan pembelian antarproduk.

3.2 Hasil Algoritma Apriori

Penerapan algoritma apriori dijalankan secara komputasional menggunakan Python terhadap 39.902 transaksi dengan parameter minimum support 1% dan minimum confidence 5%. Dari 36 pasangan kombinasi produk yang mungkin, proses menghasilkan 20 aturan asosiasi setelah penyaringan berdasarkan threshold dan deduplikasi arah aturan. Hasil selengkapnya disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Aturan Asosiasi Algoritma Apriori

No	Antecedent (A)	Consequent (B)	Sup (%)	Conf (%)	Lift	Status
1	Mie Crispy	Sepiral	2,20	21,59	1,4796	Valid
2	Sebring	Basreng Stick	2,84	42,23	1,2927	Valid
3	Sebring	Sepiral	1,12	16,59	1,1365	Valid
4	Basreng Stick	Usus Crispy	11,35	33,36	1,0213	Valid
5	Pipa	Sepiral	6,63	14,72	1,0084	Valid
6	Mie Crispy	Usus Crispy	3,35	9,85	0,9651	Tidak Valid
7	Pipa	Mie Crispy	4,18	9,28	0,9094	Tidak Valid
8	Usus Crispy	Sepiral	4,41	12,96	0,8882	Tidak Valid
9	Sebring	Usus Crispy	2,00	29,78	0,8752	Tidak Valid
10	Pipa	Sebring	2,48	5,50	0,8186	Tidak Valid
11	Sepiral	Basreng Stick	3,89	26,67	0,8164	Tidak Valid
12	Mie Crispy	Basreng Stick	2,61	25,60	0,7835	Tidak Valid
13	Pipa	Basreng Stick	10,82	24,03	0,7357	Tidak Valid
14	Pipa	Usus Crispy	11,19	24,86	0,7306	Tidak Valid
15	Kripik Kaca	Basreng Stick	2,64	18,37	0,5623	Tidak Valid
16	Mie Lidi	Pipa	1,90	24,87	0,5525	Tidak Valid
17	Mie Lidi	Usus Crispy	1,43	18,75	0,5510	Tidak Valid
18	Kripik Kaca	Usus Crispy	2,43	16,92	0,4972	Tidak Valid

No	Antecedent (A)	Consequent (B)	Sup (%)	Conf (%)	Lift	Status
19	Mie Lidi	Basreng Stick	1,18	15,40	0,4716	Tidak Valid
20	Kripik Kaca	Pipa	2,79	19,45	0,4319	Tidak Valid

Berdasarkan Tabel 2, dari 20 aturan asosiasi yang dihasilkan, terdapat 6 aturan valid dengan nilai lift ratio lebih dari 1,0. Tabel tersebut memuat beberapa kolom informasi, yaitu anteseden (*antecedent*) yang merupakan produk pemicu atau produk yang dibeli pertama oleh pelanggan, konsekuen (*consequent*) yang merupakan produk yang cenderung dibeli bersamaan dengan anteseden, *support* yang menunjukkan persentase kemunculan kombinasi kedua produk dari seluruh total transaksi, *confidence* yang menunjukkan tingkat kepercayaan bahwa konsekuen akan dibeli ketika anteseden sudah dibeli, serta *lift ratio* yang mengukur kekuatan hubungan asosiasi antara kedua produk di mana nilai lebih dari 1,0 mengindikasikan hubungan positif yang signifikan secara statistik.

Aturan dengan *lift ratio* tertinggi adalah Mie Crispy, Sepiral dengan nilai *lift* 1,4796 dan *confidence* 21,59%, yang mengindikasikan bahwa pelanggan yang membeli Mie Crispy memiliki kecenderungan 1,48 kali lebih besar untuk membeli Sepiral dibandingkan pola pembelian secara acak [10]. Aturan Sebring, Basreng Stick memiliki *confidence* tertinggi sebesar 42,23%, yang berarti sebesar 42,23% transaksi yang mengandung Sebring juga mengandung Basreng Stick. Aturan Basreng Stick, Usus Crispy memiliki *support* tertinggi di antara aturan *valid* yaitu 11,35%, setara dengan 4.530 transaksi, yang menunjukkan bahwa kombinasi kedua produk tersebut paling sering muncul bersamaan dalam data transaksi. Sebanyak 14 aturan memiliki nilai *lift ratio* kurang dari 1,0 yang menunjukkan tidak terdapat hubungan asosiasi yang signifikan antarproduk tersebut, sehingga tidak direkomendasikan sebagai dasar strategi *bundling*.

3.3 Rekomendasi Bundling Produk

Berdasarkan 5 aturan asosiasi valid yang dihasilkan algoritma Apriori, rekomendasi strategi *bundling* produk bagi Makaronimu disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Rekomendasi Bundling Produk Makaronimu

No	Paket Bundling	Lift Ratio	Keterangan Rekomendasi
1	Mie Crispy + Sepiral	1,4796	Rekomendasi Utama: Pelanggan yang membeli Mie Crispy memiliki peluang 1,48x lebih besar untuk membeli Sepiral. Confidence 21,59% menunjukkan keterkaitan yang konsisten. Bundling ini efektif meningkatkan penjualan Sepiral melalui Mie Crispy.
2	Sebring +	1,2927	Rekomendasi Utama: Confidence 42,23% merupakan

No	Paket Bundling	Lift Ratio	Keterangan Rekomendasi
	Basreng Stick		tertinggi di antara semua aturan valid, berarti hampir separuh transaksi Sebring juga mengandung Basreng Stick. Paket ini sangat potensial sebagai bundling promo utama.
3	Sebring + Sepiral	1,1365	Rekomendasi Utama: Asosiasi positif antara Sebring dan Sepiral. Bundling dapat mendorong penjualan kedua produk yang memiliki frekuensi relatif lebih rendah dibandingkan produk unggulan.
4	Basreng Stick + Usus Crispy	1,0213	Rekomendasi Pendukung: Support tertinggi 11,35% di antara aturan valid menunjukkan kombinasi ini sangat sering terjadi (4.530 transaksi). Bundling Usus Crispy + Basreng Stick sangat layak diterapkan sebagai paket reguler.
5	Pipa + Sepiral	1,0084	Rekomendasi Pendukung: Pipa sebagai produk terlaris (45,03%) dengan support bundling 6,63% (2.644 transaksi). Paket Pipa + Sepiral berpotensi menjangkau pelanggan terluas karena melibatkan produk dengan frekuensi tertinggi.

3.4 Pembahasan

Hasil analisis menunjukkan bahwa penerapan kerangka KDD dengan algoritma Apriori secara komputasional menggunakan Python berhasil mengidentifikasi pola pembelian pelanggan Makaronimu dari 39.902 data transaksi riil periode 6 bulan secara sistematis dan terukur. Pendekatan komputasional ini mampu memproses 95.887 baris data mentah secara otomatis sehingga menghasilkan informasi yang tidak dapat diperoleh melalui analisis manual, sejalan dengan pemanfaatan data mining pada skala data besar [7].

Aturan terkuat Mie Crispy, Sepiral dengan lift ratio 1,4796 mengkonfirmasi bahwa keterkaitan pembelian kedua produk tersebut bukan sekadar kebetulan, melainkan mencerminkan preferensi pelanggan yang konsisten selama periode 6 bulan. Nilai lift 1,4796 berasal dari perhitungan $\text{confidence}(\text{Mie Crispy}, \text{Sepiral}) / \text{support}(\text{Sepiral}) = 21,59\% / 14,59\% = 1,4796$, yang menunjukkan bahwa peluang pembelian Sepiral meningkat 47,96% ketika pelanggan membeli Mie Crispy dibandingkan pembelian Sepiral secara independen. Dengan 879 transaksi yang mengandung kedua produk secara bersamaan, rekomendasi bundling Mie Crispy + Sepiral menjadi prioritas utama strategi penjualan Makaronimu [10].

Aturan Sebring, Basreng Stick dengan confidence 42,23% merupakan yang tertinggi di antara aturan valid, menunjukkan bahwa hampir separuh pelanggan yang membeli Sebring juga membeli Basreng Stick. Tingginya nilai confidence ini memperkuat validitas aturan asosiasi tersebut dan menjadikannya rekomendasi bundling yang andal untuk diterapkan [5]. Aturan Usus Crispy, Basreng Stick dengan support 11,35% dan 4.530 transaksi merupakan kombinasi paling sering terjadi di antara aturan valid, sehingga meskipun nilai lift hanya 1,0213, konsistensi kemunculannya dalam jumlah besar selama 6 bulan menjadikan paket bundling ini

sangat reliable untuk diterapkan sebagai paket reguler. Aturan Pipa, Sepiral dengan support 6,63% melibatkan produk terlaris yaitu Pipa dengan frekuensi 45,03% dari total transaksi, sehingga memiliki potensi jangkauan pelanggan terluas di antara semua paket bundling yang direkomendasikan [4].

Sebaliknya, 14 aturan dengan lift ratio $< 1,0$ tidak direkomendasikan untuk bundling. Aturan Kripik Kaca, Pipa dengan lift terendah 0,4319 menunjukkan bahwa meskipun kedua produk populer secara individual, pembelian keduanya secara bersamaan justru lebih jarang dari yang diharapkan secara acak, sehingga strategi bundling pada pasangan ini tidak akan memberikan peningkatan peluang pembelian secara statistik [11].

Secara keseluruhan, implementasi algoritma Apriori dalam kerangka KDD menggunakan Python memberikan rekomendasi bundling yang objektif berbasis data 6 bulan (39.902 transaksi), menggantikan pendekatan intuitif yang sebelumnya digunakan. Sistem berbasis web Flask yang dikembangkan memungkinkan pemilik usaha memperoleh hasil analisis secara otomatis hanya dengan mengunggah file CSV transaksi sehingga mendukung pengambilan keputusan bisnis yang lebih efektif dan berbasis bukti.

IV. KESIMPULAN

Penerapan kerangka kerja KDD dengan algoritma Apriori secara komputasional menggunakan Python pada 39.902 data transaksi penjualan Makaronimu periode 02 Juni hingga 02 Desember 2025 berhasil mengidentifikasi pola pembelian pelanggan dari 9 jenis produk secara sistematis. Dari 95.887 baris data mentah yang diproses, diperoleh 20 aturan asosiasi di mana 6 aturan valid dengan lift ratio $> 1,0$ dijadikan dasar rekomendasi strategi bundling produk. Aturan terkuat adalah Mie Crispy, Sepiral dengan lift ratio 1,4796 dan confidence 21,59%, diikuti Sebring, Basreng Stick (lift 1,2927, confidence 42,23%) dan Usus Crispy, Basreng Stick (lift 1,0213, support 11,35%). Penerapan algoritma Apriori terbukti efektif mengidentifikasi pola pembelian pelanggan dan menghasilkan rekomendasi bundling yang objektif berbasis data sehingga mendukung peningkatan efektivitas strategi penjualan Makaronimu. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan mengeksplorasi variasi parameter minimum support dan minimum confidence untuk memperoleh aturan asosiasi yang lebih beragam.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Yoga Kukuh Prasetyo, S.M., selaku Owner Makaronimu yang telah memberikan dukungan dan kesempatan dalam pelaksanaan penelitian, serta Universitas Nusantara PGRI Kediri atas dukungan akademik yang diberikan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Damayanti, R. A. Putri, S. Teknologi, I. Komputer, U. Islam, and N. Sumatera, "Penerapan Algoritma K-Means Clustering Dalam Pola Penjualan Beras," vol. 5, no. 4, pp. 903–911, 2024, doi: 10.47065/josyc.v5i4.5734.
- [2] Z. Dinata, "Integrasi Algoritma Apriori dan K-Means untuk Optimalisasi serta Analisis

Pola Pemasaran Suku Cadang Otomotif,” *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 9, pp. 659–668, 2025, doi: 10.29408/edumatic.v9i3.31664.

- [3] H. D. P. Violita Eka Putri, “Integrasi algoritma apriori dan k-means dalam analisis pola pembelian untuk meningkatkan strategi pemasaran,” vol. 10, no. 1, pp. 409–423, 2025.
- [4] F. A. Saputra and A. Iskandar, “Data Mining Penerapan Asosiasi Apriori Dalam Penentuan Pola Penjualan,” vol. 4, no. 4, pp. 778–788, 2023, doi: 10.47065/josyc.v4i4.4043.
- [5] M. B. Anggreani Sapitri, Nur Elisya, Nirwan Maulana Mustafa, “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Minat Customer Parfume Dari Riwayat Data Penjualan,” vol. 7, no. 1, pp. 11–20, 2022.
- [6] Muhammad Fauzul Azmi Nasution, “Penerapan Data Mining Dalam Menentukan Pola Penjualan Herbal Menggunakan Algoritma Apriori Pada Toko Barokah,” STIKOM Tunas Bangsa, 2022. [Online]. Available: <https://tunasbangsa.ac.id/skripsi/index.php/2022/article/view/59?utm>
- [7] S. A. S. Syahputra, “Penerapan Data Mining Untuk Menganalisis Penjualan Produk Menggunakan Algoritma Apriori Berbasis WEB,” 2023.
- [8] M. Arifin, “Implementasi Data Mining Pada Prediksi Pemesanan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Kimia Farma),” *J. Pelita Inform.*, vol. 8, no. 3, pp. 353–356, 2020.
- [9] D. S. Oktavia, N. Hanifah, C. A. Fatihah, and S. T. Febriyanti, “Jurnal Kecerdasan Buatan , Komputasi dan Teknologi Informasi Implementasi Aturan Asosiasi untuk Rekomendasi Produk Pakaian Wanita menggunakan Algoritma Apriori,” vol. 6, no. 2, pp. 138–146, 2025.
- [10] I. A. Ashari, A. Wirasto, and D. N. Triwibowo, “Implementasi Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori untuk Analisis Pendapatan Usaha Retail Implementation of Market Basket Analysis with Apriori Algorithm for Retail Business Income Analysis,” vol. 21, no. 3, 2022, doi: 10.30812/matrik.v21i3.1439.
- [11] H. R. Wijaya and D. Lianda, “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori dalam Menentukan Persediaan Barang,” vol. 5, no. 1, pp. 427–433, 2025.