

Website https://ejournal.seminar-id.com/index.php/bees

BEES: Bulletin of Electrical and Electronics Engineering

ISSN 2722-6522 (Media Online), Vol 7, No 1, July 2026, pp 13-20
DOI 10.47065/bees.v7i1.9999

Analisis Pola Asosiasi Penjualan Toko Bangunan Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Strategi Penempatan Barang

Viany Berliana Jelita Koraag, Mutiara Natalia Palit, Marcelino Jesdanven Laloan*

Fakultas Sains dan Teknologi, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Prisma, Manado, Indonesia
Email: [1]koraagviany07@gmail.com, [2]palitmutiara@gmail.com, [3,*]marcelinolaloan05@gmail.com

INFORMASI ARTIKEL

Histori Artikel:
Tanggal Submit : 19 Mei 2026
Tanggal di Terima: 28 Juli 2026
Tanggal Publish : 29 Juli 2026

KORESPONDENSI

Email:
marcelinolaloan05@gmail.com

ABSTRAK

Toko bangunan skala kecil dan menengah umumnya masih mengandalkan intuisi dalam menentukan tata letak produk tanpa mempertimbangkan pola pembelian pelanggan secara sistematis, sehingga peluang penjualan silang (*cross-selling*) tidak termanfaatkan secara optimal. Penelitian ini bertujuan menganalisis pola asosiasi produk pada data transaksi toko bangunan menggunakan algoritma Apriori sebagai dasar strategi penempatan barang yang berbasis data. Dataset terdiri atas 90 baris transaksi yang merepresentasikan 30 transaksi unik dengan 9 jenis produk. Tahapan penelitian meliputi pembersihan data, transformasi *one-hot encoding*, dan penerapan algoritma Apriori dengan minimum *support* 15% dan minimum *confidence* 40%. Hasil analisis mengidentifikasi 14 *frequent itemset* dan 10 *association rules*, seluruhnya memiliki nilai *lift* di atas 1,0 yang mengindikasikan asosiasi positif. *Rule* terkuat adalah Cat Tembok → Kuas dengan *confidence* 77,78% dan *lift* 1,46, serta Pasir → Batu Bata dengan *confidence* 50,00% dan *lift* 1,50. Temuan ini menjadi landasan empiris bagi rekomendasi penataan zona rak, paket *bundling* produk, dan prioritas manajemen stok toko bangunan. Kontribusi penelitian ini adalah menyediakan kerangka analitik berbasis data yang dapat diadopsi langsung oleh pengelola toko bangunan berskala kecil dan menengah tanpa memerlukan infrastruktur teknologi yang kompleks, sekaligus memperluas penerapan algoritma Apriori ke domain toko bangunan dengan fokus spesifik pada strategi penempatan fisik barang.

Kata Kunci: Algoritma Apriori; Peletakan Barang; Toko Bangunan

ABSTRACT

Small and medium-scale hardware stores generally still rely on intuition when determining product layout without systematically considering customer purchasing patterns, causing cross-selling opportunities to remain underutilized. This study aims to analyze product association patterns in hardware store transaction data using the Apriori algorithm as the basis for a data-driven product placement strategy. The dataset consists of 90 transaction rows representing 30 unique transactions involving 9 product types. Research stages include data cleaning, one-hot encoding transformation, and application of the Apriori algorithm with a minimum support of 15% and minimum confidence of 40%. The analysis identified 14 frequent itemsets and 10 association rules, all with lift values above 1.0, indicating positive associations. The strongest rules were Wall Paint → Brush with a confidence of 77.78% and lift of 1.46, and Sand → Brick with a confidence of 50.00% and lift of 1.50. These findings provide an empirical foundation for shelf zone arrangement recommendations, product bundling packages, and stock management prioritization in hardware stores. The contribution of this research is to provide a data-driven analytical framework that can be directly adopted by small and medium-scale hardware store managers without requiring complex technological infrastructure, while also extending the application of the Apriori algorithm to the hardware store domain with a specific focus on physical product placement strategies.

Keywords: Apriori Algorithm; Product Placement; Hardware Store

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi saat ini telah meluas secara global dan membawa perubahan besar dalam kehidupan manusia. Berbeda dengan masa sebelum adanya teknologi canggih, kini pengelolaan data dapat dilakukan dengan lebih mudah dan optimal. Penerapan teknologi informasi ini pada dasarnya bertujuan untuk meningkatkan efisiensi kerja, sehingga proses pengolahan data menjadi lebih cepat, tepat waktu, dan memiliki tingkat akurasi yang tinggi [1].

Sektor perdagangan ritel bahan bangunan merupakan salah satu segmen bisnis yang mengalami pertumbuhan signifikan sejalan dengan meningkatnya teknololgi informasi. Badan Pusat Statistik mencatat bahwa sektor konstruksi

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

berkontribusi rata-rata di atas 10% terhadap Produk Domestik Bruto (PDB) nasional dalam beberapa tahun terakhir, yang secara langsung mendorong permintaan terhadap material dan peralatan bangunan [2]. Kondisi ini menciptakan peluang besar bagi pelaku usaha toko bangunan, namun sekaligus menghadirkan tantangan dalam hal pengelolaan produk yang semakin kompleks. Toko bangunan pada umumnya menyediakan puluhan hingga ratusan jenis produk dari berbagai kategori, mulai dari material konstruksi, bahan logam, produk berbahan PVC, cat, hingga perkakas dan alat bantu kerja. Permasalahan utama yang kerap dihadapi oleh pengelola toko bangunan adalah ketidakmampuan dalam membaca dan memanfaatkan pola pembelian pelanggan secara sistematis.

Produk-produk yang sering dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi, idealnya ditempatkan berdekatan di area penjualan. Strategi penempatan produk yang mempertimbangkan pola co-purchase ini terbukti dapat meningkatkan kemudahan berbelanja (customer convenience) dan mendorong terjadinya cross-selling yang meningkatkan nilai transaksi rata-rata [3]. Namun demikian, tanpa adanya mekanisme analitis yang memadai, pola-pola keterhubungan ini sulit diidentifikasi hanya dari pengamatan kasar pengelola toko, terutama jika jumlah produk dan frekuensi transaksi semakin tinggi.

Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan yang dapat membantu menentukan jenis bahan bangunan apa yang paling diminati dan paling banyak terjual dalam satu transaksi yang sama. Selain itu, juga diperlukan suatu rencana penjualan yang dapat meningkatkan efisiensi penjualan bahan bangunan di toko bangunan. Salah satu ilmu yang dapat digunakan untuk masalah ini adalah *data mining*. Algoritma Apriori adalah salah satu metode *data mining* yang dapat digunakan untuk mengatur data transaksi penjualan dan menghasilkan model pembelian dari *customer* [4].

Algoritma ini membantu dalam *data mining* dengan membentuk kombinasi item potensial dan menguji apakah kombinasi tersebut memenuhi syarat. Parameter minimum yang ditetapkan, yaitu parameter *support* dan *confidence*. *Support* menunjukkan frekuensi kemunculan kombinasi item, sedangkan *confidence* menunjukkan tingkat kepercayaan atau kekuatan hubungan antara item dalam transaksi [5].

Dalam penelitian terdahulu telah menunjukkan keberhasilan penerapan algoritma Apriori di berbagai domain ritel. Aldino Firmansya dan Febri Sugandi pada penelitian tahun 2024 dengan judul "Pembuatan Dan Perancangan Aplikasi Data Mining Menggunakan Association Rule Dengan Metode Algoritma Apriori Pada Supermarket Afza Frozen Food Metro" menerapkan Apriori pada data transaksi penjualan supermarket dan memberikan hasil penelitian berupa aplikasi data mining berbasis Java dengan database MySQL yang mampu menganalisis pola asosiasi barang. Hasil dari aturan asosiasi yang diperoleh berupa kombinasi dari macam-macam barang yang sering dibeli oleh konsumen secara bersamaan. Dengan menerapkan aplikasi ini, manajemen Supermarket Afza Frozen Food Metro dapat mengatur dan menata tata letak barang-barang lebih tepat dengan mendekatkan barang-barang yang saling berasosiasi, sehingga memudahkan konsumen dalam membeli barang yang dibutuhkan sekaligus dapat meningkatkan penjualan pada supermarket menemukan kombinasi dari macam-macam barang yang sering dibeli oleh konsumen [6].

Berdasarkan referensi Penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya oleh Anton Saputra, Herlina Latipa Sari dan Devi Sartika dengan judul "Implementasi Metode Association Rule Mining Pada Penjualan Barang Di Toko Bangunan Ada Mas Menggunakan Algoritma Apriori" tahun 2023, memberikan hasil penelitian dari 193 data transaksi penjualan bulan September 2022. Dengan menggunakan *minimum support* 10% dan *minimum confidence* 50%, diperoleh hasil pola penjualan 2-itemset yang menunjukkan bahwa konsumen yang membeli Besi 10 KSTY akan membeli Besi 8 KSTY (*support* 32,43%, *confidence* 65,96%), dan jika konsumen membeli Besi 6 KSTY maka akan membeli Besi 10 KSTY dan Besi 8 KSTY (support 32,43%, confidence 67,14%). Berdasarkan hasil tersebut, barang yang paling banyak diminati dan terjual di Toko Bangunan Ada Mas adalah Besi 10 KSTY, Besi 8 KSTY, dan Besi 6 KSTY [7].

Pada penelitian yang dilakukan oleh Andalas Rivaldi Permana, Barry Ceasar Octariadi, dan Syarifah Putri Agustini Alkadri pada tahun 2022 tentang "Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Penjualan Barang di Toko Bangunan" memberikan hasil penelitian berupa pola pembelian konsumen di Toko Bangunan Jeruju Permai Pontianak. Dari data transaksi periode April 2021 dengan minimum support 5% dan minimum confidence 40%, diperoleh hasil bahwa: (1) Jika konsumen membeli cat maka akan membeli kayu belian 14cm x 5m dengan support 17,39% dan confidence 44,44%; (2) Jika konsumen membeli seng keriting dan kayu belian 14cm x 5m maka akan membeli pipa paralon Ruchika dengan support 8,7% dan confidence 40%. Penelitian ini juga menghasilkan pola 4-itemset tertinggi yaitu seng keriting, kayu belian 14cm x 5m, cat, dan pipa paralon Ruchika dengan support 8,7% dan confidence 40% [8].

Pada penelitian yang dilakukan oleh Diah Anggraini, Ucta Pradema Sanjaya, dan Ita Aristia Sa'ida pada tahun 2022 tentang "Analisis Penerapan Metode Association Rule Mining untuk Transaksi Penjualan di Toko Bangunan dengan Algoritma Apriori" memberikan hasil penelitian dari 300 data transaksi penjualan periode Januari–Juni 2022 di Toko UD. Lasmi Jaya. Dengan perbandingan minimum support 5% dan minimum confidence 40%, diperoleh 6 aturan asosiasi final berkorelasi positif, di antaranya: jika konsumen membeli pasir maka akan membeli Semen Gresik (confidence 48,57%), dan jika konsumen membeli kalsibot maka akan membeli paku kalsibot (confidence 61,40%). Sedangkan dengan minimum support 4% dan minimum confidence 30%, terbentuk 18 aturan asosiasi final berkorelasi positif, termasuk aturan 3-itemset yaitu jika konsumen membeli paku usuk dan kalsibot maka akan membeli paku kalsibot dengan confidence 86,67%. Penelitian ini menyimpulkan bahwa semakin rendah nilai minimum support dan confidence, semakin banyak aturan asosiasi yang ditemukan sehingga lebih berguna untuk penentuan stok, tata letak, maupun promosi barang [9].

Pada penelitian yang dilakukan oleh Zahra Syahara, Rika Nur Adiha, dan Agus Perdana Windarto pada tahun 2021 tentang "Implementasi Data Mining Algoritma Apriori pada Sistem Persediaan Bahan Bangunan di Karang Sari" memberikan hasil penelitian dari 33 data transaksi yang dikumpulkan dari beberapa toko bangunan di Karang Sari

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

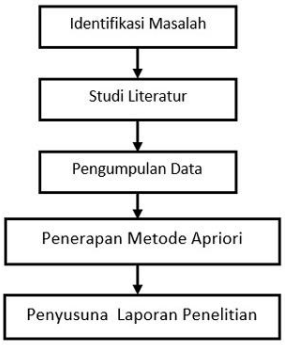
melalui wawancara langsung. Dengan menggunakan minimum support 9% dan minimum confidence 75%, diperoleh satu aturan asosiasi final yaitu jika konsumen membeli pasir maka akan membeli semen dengan nilai support 9,09% dan confidence 75,00%. Hasil ini divalidasi menggunakan aplikasi Tanagra 1.4.50 dan menunjukkan kecocokan nilai yang sama. Penelitian ini menyimpulkan bahwa kombinasi persediaan paling dominan pada toko bangunan di Karang Sari adalah pasir dan semen, yang dapat dijadikan acuan bagi pemilik toko dalam mengatur pembelian secara lebih efisien [10].

Berdasarkan kajian penelitian-penelitian terdahulu, terbukti bahwa penerapan algoritma Apriori dalam analisis pola penjualan memberikan manfaat nyata bagi pengelola toko dalam pengambilan keputusan bisnis. Namun, sebagian besar penelitian sebelumnya lebih berfokus pada identifikasi pola pembelian secara umum tanpa secara spesifik mengaitkan hasil analisis dengan strategi penempatan fisik barang di dalam toko. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola asosiasi produk pada data transaksi toko bangunan menggunakan algoritma Apriori, serta menerjemahkan temuan tersebut secara langsung ke dalam rekomendasi strategi penempatan barang yang konkret dan operasional. Kontribusi utama penelitian ini adalah: (1) menyediakan bukti empiris penerapan Apriori pada konteks toko bangunan skala kecil-menengah di Indonesia dengan fokus spesifik pada strategi penempatan fisik produk, (2) menghasilkan rekomendasi penataan zona rak, paket bundling, dan manajemen stok yang langsung dapat diimplementasikan tanpa infrastruktur teknologi yang kompleks, serta (3) memperkaya literatur data mining terapan pada sektor ritel bahan bangunan yang masih relatif terbatas dibandingkan sektor ritel lainnya.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Kerangka Kerja Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan deskriptif naratif dan menggunakan data sekunder atau data dari studi literatur [18]. Gambar 1 menunjukkan kerangka kerja penelitan yang digunakan untuk menganalisis pola asosiasi penjualan toko bangunan menggunakan algoritma apriori untuk strategi penempatan barang.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

Untuk mengumpulkan data dalam penelitian ini, penulis melakukan berbagai langkah penelitian [12]. Penelitian ini diawali dengan tahap identifikasi masalah, yaitu mengidentifikasi permasalahan yang dihadapi oleh pengelola toko bangunan dalam menentukan strategi penempatan barang secara sistematis berdasarkan pola pembelian konsumen. Selanjutnya dilakukan studi literatur dengan mempelajari buku, jurnal ilmiah, dan sumber referensi lainnya yang relevan untuk memahami landasan teori data mining, algoritma Apriori, dan strategi penempatan barang, sekaligus mengkaji penelitian-penelitian terdahulu yang memiliki kemiripan topik. Tahap pengumpulan data dilaksanakan dengan mengambil dataset transaksi toko bangunan yang bersumber dari platform Kaggle, yang selanjutnya digunakan sebagai bahan analisis untuk menentukan strategi penempatan barang. Setelah data tersedia, diterapkan metode Apriori yang bekerja dengan menentukan sekumpulan kombinasi *itemset* yang memenuhi ambang batas minimum support dan confidence yang telah ditetapkan. Penelitian diakhiri dengan tahap penyusunan laporan yang merangkum seluruh proses dan hasil akhir dari perhitungan algoritma Apriori beserta rekomendasi penempatan barang yang dihasilkan.

2.2 Data Mining

Data mining adalah proses analisis data untuk menemukan pola atau informasi berguna dari data sebelumnya untuk membantu pengambilan keputusan. *K-Nearest Neighbors* (KNN) adalah salah satu teknik prediksi data mining yang paling populer. Penambangan data adalah proses mengekstrak pengetahuan atau informasi yang dapat digunakan dari kumpulan data yang besar, rumit, dan bervariasi. Tujuan data mining adalah untuk menemukan pola tersembunyi, korelasi, tren, dan wawasan lainnya yang sulit ditemukan melalui analisis standar.[13][16]

2.3 Strategi Penempatan Barang

Dalam analisis keranjang belanja, tata letak adalah teknik penempatan produk; penempatan produk yang buruk dapat membuat pelanggan bingung dan menghambat pembelian sebaliknya, penempatan produk yang baik dapat digunakan sebagai taktik penjualan dan membuat pelanggan berkeliling lebih lama, berdampak pada pembelian impulsif. Teknik klaster mengelompokkan objek data atau memisahkan data ke dalam beberapa klaster tertentu. Dengan memisahkan

Copyright © 2026 **Author**, Page 15
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

dataset menjadi subset, clustering memastikan bahwa elemen dalam satu kelompok memiliki tingkat persamaan yang tinggi, sementara elemen dalam kelompok lain memiliki tingkat persamaan yang rendah.

2.4 Metode Apriori

a. Menentukan Minimum Support
Pertama, tentukan nilai minimum *support* (dukungan) yang diperlukan untuk suatu itemset agar dianggap sering muncul. *Support* adalah proporsi transaksi yang mengandung *itemset* tersebut. Support membantu kita menentukan apakah suatu *itemset* cukup sering muncul untuk dianggap sebagai pola yang signifikan [13]. Dalam algoritma Apriori, kita hanya mempertimbangkan *itemset* yang memiliki support lebih tinggi dari nilai minimum yang telah ditentukan. Berikut rumus persamaan menentukan support:

$$\text{Support}(X) = \frac{|\{T \in D : X \subseteq T\}|}{|D|} \quad (1)$$

b. Membuat Itemset 1-Item
Hitung support untuk setiap item dalam dataset. Item yang memiliki support lebih tinggi dari nilai minimum akan dipilih untuk menjadi kandidat itemset.

c. Membangun Itemset K-Item
Gunakan itemset yang telah dipilih untuk membentuk itemset yang lebih besar (K-item). Hitung support untuk itemset ini dan pilih itemset yang memenuhi syarat minimum support.

d. Iterasi
Ulangi langkah 3 sampai tidak ada itemset baru yang memenuhi syarat minimum support.

e. Membuat Aturan Asosiasi
Setelah menemukan semua itemset yang sering muncul, langkah terakhir adalah membuat aturan asosiasi dari itemset tersebut, yang dapat ditentukan dengan menggunakan *confidence*.

$$\text{Confidence}(A \Rightarrow B) = \frac{\text{Support}(A \cup B)}{\text{Support}(A)} \quad (2)$$

f. Mengukur Seberapa Kuat Itemset Menggunakan Lift
Lift memberikan informasi tambahan tentang kekuatan hubungan antara itemset. Nilai lift yang tinggi menunjukkan bahwa item A memiliki pengaruh positif yang signifikan terhadap keberadaan item B.

$$\text{Lift}(A \Rightarrow B) = \frac{\text{Support}(A \cup B)}{\text{Support}(A \cup B)} \quad (3)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dipaparkan mengenai hasil pengolahan data dan pembahasan dari penelitian mengenai analisis pola asosiasi penjualan di toko bangunan. Proses analisis dilakukan dengan menerapkan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi kecenderungan perilaku konsumen dalam membeli produk secara bersamaan. Data transaksi yang diperoleh dari platform Kaggle ditambang (*mining*) untuk mengekstrak informasi berupa kombinasi item (*frequent itemsets*) dan aturan asosiasi (*association rules*) berdasarkan pemenuhan ambang batas parameter *minimum support* dan *minimum confidence* yang telah ditentukan. Selanjutnya, temuan pola tersebut akan diinterpretasikan secara mendalam guna merumuskan rekomendasi strategi penempatan barang (*product placement*) yang taktis dan efisien bagi manajemen toko bangunan.

3.1 Deskripsi Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset transaksi berupa "Data Transaksi Toko Bangunan" yang bersumber dari Kaggle. Data tersebut mencakup 30 transaksi fungsional dengan 8 atribut berupa ID Transaksi, Produk, Kategori, Satuan, Kuantitas, Harga Satuan, Total Harga, dan Tanggal Pembelian. Dataset memiliki total 9 produk unik yang terbagi ke dalam 90 baris data setelah melewati tahap pembersihan data (*data cleaning*). Proses penambangan data (*data mining*) dilakukan dengan menerapkan algoritma Apriori untuk menemukan pola kombinasi item (*frequent itemsets*) dan aturan asosiasi (*association rules*).

Tabel 1. Data set

ID Transaksi	Produk	Tanggal Pembelian
T001	Semen, Pasir, Cat Tembok	01/01/2024
T002	Semen, Besi Beton, Cat Kayu	01/02/2024
T003	Pasir, Batu Bata, Semen	01/02/2024
T004	Cat Tembok, Cat Kayu, Kuas	01/02/2024
T005	Semen, Pasir, Batu Bata	01/02/2024
T006	Besi Beton, Pipa PVC, Sambungan PVC	01/02/2024
T007	Batu Bata, Pasir, Semen	01/03/2024
T008	Cat Tembok, Semen, Kuas	01/03/2024
T009	Besi Beton, Batu Bata	01/03/2024
T010	Cat Kayu, Cat Tembok, Kuas	01/04/2024

Copyright © 2026 **Author**, Page 16
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

ID Transaksi	Produk	Tanggal Pembelian
…	…	...
T030	Cat Kayu, Semen, Kuas	01/09/2024

Untuk menyaring kombinasi item yang signifikan, ditetapkan batas minimum parameter sebagai berikut:

a. *Minimum Support*: 15% (artinya, suatu item atau kombinasi item harus muncul minimal pada 4 dari 30 transaksi).
b. *Minimum Confidence***:** 40% (artinya, aturan asosiasi memiliki tingkat keandalan atau kebenaran setidaknya 40% dari total kasus).

3.2 Hasil Data Cleaning dan One-Hot Encoding

Tahap data cleaning yang dilakukan secara menyeluruh terhadap dataset menghasilkan temuan yang sangat positif dari sisi kualitas data. Pemeriksaan terhadap 90 baris data aktif menunjukkan bahwa tidak terdapat satu pun nilai kosong (missing value) pada seluruh delapan atribut dataset, yaitu ID Transaksi, Produk, Kategori, Satuan, Kuantitas, Harga Satuan, Total Harga, dan Tanggal Pembelian. Pemeriksaan duplikasi baris juga menunjukkan hasil nol dimana tidak ada satu pun transaksi yang tercatat secara berulang dalam dataset. Standardisasi format teks berhasil menghapus inkonsistensi berupa spasi berlebih (*trailing/leading whitespace)* pada nilai-nilai kolom Produk dan ID Transaksi yang dapat menyebabkan kesalahan pengenalan entitas unik jika dibiarkan. Selain itu, konversi format tanggal dari representasi serial numerik Excel ke format tanggal standar DD/MM/YYYY berhasil dilakukan pada seluruh 90 baris tanpa terjadi kehilangan data (*data loss*).

Verifikasi konsistensi antara kolom Kuantitas, Harga Satuan, dan Total Harga juga tidak menemukan inkonsistensi perhitungan yang mengindikasikan kesalahan pencatatan transaksi. Proses *data cleaning* mengonfirmasi bahwa dataset dalam kondisi prima. Tidak terdapat *missing values,* tidak ada duplikasi baris, dan seluruh format data telah terstandarisasi. Dari 9 produk yang tersedia, distribusi frekuensi pembelian menunjukkan bahwa Kuas merupakan produk yang paling sering dibeli, muncul dalam 16 dari 30 transaksi (*support* 53,3%), diikuti Semen (40,0%), Batu Bata (33,3%), Besi Beton (33,3%), Cat Kayu (33,3%), dan Pasir (33,3%). Nilai-nilai *support* dan *confidence* yang tinggi mempersempit jumlah aturan yang dihasilkan, menunjukkan relevansi dan keakuratan aturan tersebut [11].

Tabel 2. One-Hot Encoding

ID Transaksi	Batu Bata	Besi Beton	Cat Kayu	Cat Tembok	Kuas	Pasir	Pipa PVC	Sambungan PVC	Semen
T001	0	0	0	1	0	1	0	0	1
T002	0	1	1	0	0	0	0	0	1
T003	1	0	0	0	0	1	0	0	1
T004	0	0	1	1	1	0	0	0	0
T005	1	0	0	0	0	1	0	0	1
T006	0	1	0	0	0	0	1	1	0
T007	1	0	0	0	0	1	0	0	1
T008	0	0	0	1	1	0	0	0	1
T009	1	1	0	0	0	0	0	0	1
T010	0	0	1	1	1	0	0	0	0
…	…	…	…	…	…	…	…	…	…
T030	1	0	1	0	1	0	0	0	1

Matriks one-hot encoding berukuran 30 × 9 seperti pada Tabel 2 berhasil dibentuk dengan baik. Nilai 1 pada sel matriks menandakan produk tersebut dibeli dalam transaksi yang bersangkutan, sedangkan nilai 0 menandakan tidak dibeli. Matriks biner ini merupakan format input standar yang dipersyaratkan oleh algoritma Apriori agar proses komputasi support dapat dilakukan secara efisien melalui operasi Boolean pada setiap kolom, yang mengindikasikan bahwa sebagian besar pelanggan membeli kombinasi produk, bukan produk tunggal saja. Hal ini merupakan kondisi yang menguntungkan bagi analisis market basket karena peluang ditemukannya pola *co-purchase* yang semakin besar.

Analisis terhadap karakteristik matriks *one-hot encoding* mengungkap bahwa densitas matriks (proporsi sel bernilai 1 terhadap total sel: 30×9 = 270 sel) adalah sebesar 90/270 ≈ 33,3%. Ini dikategorikan sebagai sparse matrix, yaitu kondisi di mana sebagian besar sel bernilai 0 yang umum dijumpai pada data transaksi ritel di mana tidak semua produk dibeli dalam setiap transaksi. *Sparse matrix* pada level ini (sekitar 33%) masih dalam rentang yang memadai untuk menghasilkan *frequent itemset* yang bermakna.

Distribusi jumlah item per transaksi berdasarkan matriks *one-hot encoding* menunjukkan variasi yang natural. Sebagian transaksi hanya memuat 1-2 item (kemungkinan pembelian kebutuhan spesifik), sebagian besar memuat 3-4 item (pembelian untuk kebutuhan proyek berukuran sedang), dan beberapa transaksi memuat hingga 5-6 item (pembelian material untuk proyek konstruksi yang lebih besar). Keberagaman ini mencerminkan heterogenitas profil pelanggan toko bangunan yang mencakup pelanggan individual untuk perbaikan kecil hingga kontraktor untuk proyek konstruksi skala menengah.

3.3 Frequent Itemset

Berdasarkan hasil pengujian dengan threshold minimum support 15%, algoritma Apriori berhasil mengidentifikasi 14 *frequent itemset* yang terdiri atas 9 *frequen*t 1-*itemset* dan 5 *frequen*t 2-*itemset*. Tidak ditemukan *frequent itemset*

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

dengan ukuran 3 atau lebih, yang dapat dijelaskan oleh jumlah transaksi yang relatif terbatas (30 transaksi) sehingga kombinasi tiga produk atau lebih menjadi semakin jarang ditemukan secara konsisten dalam proporsi yang memenuhi *threshold*. Nilai kemunculan tertinggi pada kategori 1-itemset diduduki oleh produk kuas dengan nilai *support* sebesar 53,3% (muncul dalam 16 transaksi), diikuti oleh semen sebesar 40% (12 transaksi). Sementara itu, pada analisis kombinasi dua produk (2-itemset), ditemukan 5 pasang item terkuat yang sering dibeli bersamaan oleh konsumen, sebagaimana dirinci dalam Tabel 3.

Tabel 3. Frequent itemsets dengan minimal support = 15%

No	Itemset	Ukuran	Count	Support
1	Kuas	1	16	53,3%
2	Semen	1	12	40,0%
3	Batu Bata	1	10	33,3%
4	Besi Beton	1	10	33,3%
5	Cat Kayu	1	10	33,3%
6	Pasir	1	10	33,3%
7	Cat Tembok	1	9	30,0%
8	Pipa PVC	1	7	23,3%
9	Sambungan PVC	1	6	20,0%
10	Cat Tembok + Kuas	2	7	23,3%
11	Cat Kayu + Kuas	2	7	23,3%
12	Pasir + Batu Bata	2	5	16,7%
13	Semen + Pasir	2	5	16,7%
14	Semen + Batu Bata	2	5	16,7%

Lima *frequent* 2-*itemset* yang berhasil ditemukan dapat dikelompokkan secara tematik ke dalam dua kluster yang memiliki koherensi bisnis yang sangat kuat. Kluster pertama, yang dapat disebut sebagai Kluster Cat-Alat, terdiri dari dua pasangan produk: cat tembok dan kuas (7 kemunculan, support 23,3%), cat kayu dan kuas (7 kemunculan, support 23,3%). Kesamaan nilai support keduanya menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli cat baik cat tembok maupun cat kayu memiliki kecenderungan yang hampir identik untuk juga membeli kuas dalam transaksi yang sama. Kluster kedua, yang dapat disebut sebagai Kluster Material Konstruksi Dasar, mencakup tiga pasangan: pasir dan batu bata (5 kemunculan, support 16,7%), semen dan pasir(5 kemunculan, support 16,7%), dan semen + batu bata (5 kemunculan, support 16,7%). Keidentikan nilai support ketiga pasangan dalam kluster ini mengindikasikan bahwa ketiga material seperti pasir, batu bata, dan semen membentuk satu kesatuan fungsional yang hampir selalu dibutuhkan bersamaan dalam proyek konstruksi.

3.3 Aturan Asosiasi (*Association Rule*)

Setelah *frequent itemsets* terbentuk, langkah selanjutnya adalah menyusun aturan asosiasi (*Association Rules*) berdasarkan nilai *Confidence* dan *Lift Ratio*. *Lift Ratio* berfungsi untuk mengukur kekuatan aturan asosiasi; jika nilai *Lift* > 1, maka aturan tersebut dinyatakan valid dan memiliki korelasi positif (bukan terjadi secara kebetulan). Pemrosesan data yang dilakukan berdasarkan *threshold confidence* ≥ 40%, ditemukan 10 aturan asosiasi utama yang memenuhi syarat. Temuan penting yang mengkonfirmasi bahwa tidak ada satu pun *association rule* yang merupakan hasil dari korelasi semu (*spurious correlation*) akibat distribusi marginal masing-masing produk. Nilai lift > 1,0 secara statistik berarti kemunculan anteseden benar-benar meningkatkan probabilitas kemunculan konsekuen di luar batas ekspektasi acak Kemunculan anteseden meningkatkan probabilitas kemunculan konsekuen melebihi ekspektasi acak, bukan sekadar kebetulan statistik.

Berdasarkan nilai lift, 10 *association rules* dapat dikategorikan ke dalam dua tingkatan kekuatan: empat rules berkekuatan kuat (lift ≥ 1,40) dan enam rules berkekuatan sedang (1,20 ≤ lift < 1,40). Tidak ada rule yang berkategori lemah (lift < 1,20), yang menunjukkan bahwa seluruh asosiasi yang berhasil diekstraksi memiliki relevansi praktis yang memadai untuk keperluan pengambilan keputusan bisnis. Kategorisasi kekuatan rule ini diadaptasi dari framework evaluasi yang diusulkan dalam literatur association rule mining. Tabel 4 merangkum seluruh association rules yang dihasilkan.

Tabel 4. Association rules (Min. Support=15%, Min. Confidence=40%)

No	Antecedent → Consequent	Support	Confidence	Lift	Kekuatan
1	Cat Tembok → Kuas	23,3%	77,78%	1,46	Kuat
2	Pasir → Batu Bata	16,7%	50,00%	1,50	Kuat
3	Batu Bata → Pasir	16,7%	50,00%	1,50	Kuat
4	Cat Kayu → Kuas	23,3%	70,00%	1,31	Sedang
5	Kuas → Cat Tembok	23,3%	43,75%	1,46	Kuat
6	Kuas → Cat Kayu	23,3%	43,75%	1,31	Sedang
7	Pasir → Semen	16,7%	50,00%	1,25	Sedang
8	Batu Bata → Semen	16,7%	50,00%	1,25	Sedang
9	Semen → Pasir	16,7%	41,67%	1,25	Sedang
10	Semen → Batu Bata	16,7%	41,67%	1,25	Sedang

Copyright © 2026 **Author**, Page 18
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

3.4 Strategi Penempatan Barang

Rule pertama dan terkuat secara confidence adalah cat tembok dan kuas (*confidence* 77,78%, *lift* 1,46). Artinya, 7 dari setiap 9 pelanggan yang membeli cat tembok juga membeli kuas dalam transaksi yang sama. *Lift* sebesar 1,46 mengonfirmasi bahwa asosiasi ini jauh melampaui kemunculan acak atau kebetulan. Temuan ini secara praktis merekomendasikan agar cat tembok dan kuas ditempatkan berdekatan di rak yang sama atau setidaknya dalam satu zona display, dan produk Kuas dapat dipromosikan secara aktif kepada pelanggan yang mengambil cat tembok. Strategi penempatan berdasarkan pola asosiasi seperti ini terbukti dapat meningkatkan nilai penjualan rata-rata per transaksi

Rule dengan lift tertinggi adalah pasir dan batu bata juga kebalikannya (lift 1,50). Ini menunjukkan bahwa ketika pelanggan membeli pasir, probabilitas mereka juga membeli batu bata 1,5 kali lebih tinggi dibandingkan rata-rata. kombinasi pasir, batu bata, dan semen merupakan tiga material fondasi yang sering dibutuhkan bersamaan dalam proyek konstruksi, temuan yang secara intuitif masuk akal mengingat karakteristik pekerjaan bangunan. Rekomendasi dari rule ini adalah membuat zona 'Material Konstruksi Dasar' yang mengelompokkan ketiga produk ini dalam area yang mudah dijangkau dengan penempatan saling berdekatan. Pendekatan *zone clustering* berdasarkan *association rules* telah terbukti meningkatkan efisiensi proses picking dan kepuasan pelanggan.

Rule cat kayu dan kuas (confidence 70%, lift 1,31) bersifat komplementer dengan rule cat tembok dan kuas, mengindikasikan bahwa kuas adalah produk aksesori universal untuk seluruh produk cat yang dijual. Dari perspektif manajemen stok, hal ini menegaskan bahwa kuas harus selalu tersedia dalam jumlah memadai. Kehabisan stok kuas berpotensi mengurangi nilai transaksi pelanggan yang membeli produk cat. Produk dengan peran aksesori dalam pola asosiasi harus mendapatkan prioritas ketersediaan stok yang lebih tinggi untuk memaksimalkan nilai cross-selling.

Dilihat secara keseluruhan, 10 association rules yang diperoleh terbagi ke dalam dua kluster asosiasi utama: kluster cat-alat (Cat Tembok/Cat Kayu ↔ Kuas) dan kluster material konstruksi (Pasir ↔ Batu Bata ↔ Semen). Pemilik toko disarankan untuk mengevaluasi kembali pengorganisasian tata letak toko dan posisi rak setiap produk berdasarkan temuan ini, dan mempertimbangkan pembuatan paket bundling dengan harga spesial untuk kombinasi produk yang memiliki lift tinggi guna mendorong penjualan lebih besar.

3.4 Pembahasan

Penelitian ini menghasilkan 14 frequent itemset dan 10 association rules dengan seluruh nilai lift di atas 1,0, yang menunjukkan bahwa semua asosiasi yang ditemukan bersifat positif dan bermakna secara statistik. Dibandingkan dengan penelitian-penelitian sebelumnya, terdapat beberapa persamaan sekaligus perbedaan yang signifikan dalam hal fokus, metodologi, dan kontribusi. Penelitian Saputra et al. (2023) pada Toko Bangunan Ada Mas menggunakan 193 transaksi dengan minimum support 10% dan minimum confidence 50%, sehingga menghasilkan pola 2-itemset yang didominasi oleh produk besi beton. Penelitian tersebut berfokus pada identifikasi produk terlaris tanpa secara eksplisit menghubungkan temuan dengan strategi penempatan fisik barang. Sementara itu, Anggraini et al. (2022) pada Toko UD. Lasmi Jaya menggunakan 300 transaksi dan berhasil menemukan 18 association rules pada threshold support 4%, lebih banyak dari penelitian ini karena ukuran dataset yang lebih besar. Namun penelitian tersebut juga tidak secara spesifik memetakan hasil ke rekomendasi tata letak rak. Permana et al. (2022) pada Toko Bangunan Jeruju Permai Pontianak menggunakan minimum support 5% dan menghasilkan pola hingga 4-itemset, yang dimungkinkan oleh volume transaksi yang lebih besar. Penelitian ini berbeda secara fundamental karena secara eksplisit menghubungkan setiap association rule yang ditemukan dengan rekomendasi penempatan barang yang konkret, berupa penataan zona rak, paket bundling, dan prioritas manajemen stok. Selain itu, penelitian ini memperkenalkan kategorisasi kekuatan aturan (kuat vs. sedang berdasarkan nilai lift) sebagai dasar pengambilan keputusan yang lebih terstruktur bagi pengelola toko. Keterbatasan utama penelitian ini adalah jumlah transaksi yang relatif kecil (30 transaksi unik) sehingga hanya menghasilkan frequent 2-itemset. Penelitian mendatang disarankan menggunakan dataset yang lebih besar dan membandingkan efisiensi algoritma Apriori dengan FP-Growth untuk domain toko bangunan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma Apriori pada data transaksi toko bangunan untuk menganalisis pola asosiasi produk guna mendukung strategi penempatan barang yang lebih efektif. Dari 90 baris data transaksi yang telah melalui proses *data cleaning* dan transformasi *one-hot encoding*, algoritma Apriori dengan parameter *minimum support* 15% dan *minimum confidence* 40% berhasil mengidentifikasi 14 *frequent itemset* dan 10 *association rules* yang semuanya memiliki nilai *lift* di atas 1,0. Ini mengkonfirmasi bahwa seluruh asosiasi yang ditemukan bersifat positif dan bermakna secara statistik, bukan merupakan korelasi acak. Rule dengan kekuatan tertinggi adalah Cat Tembok → Kuas (*confidence* 77,78%, *lift* 1,46) dan Pasir ↔ Batu Bata (*lift* 1,50), yang memberikan rekomendasi jelas untuk menempatkan produk-produk tersebut secara berdekatan di area penjualan. Temuan ini dapat langsung diterjemahkan ke dalam tindakan operasional berupa penataan ulang rak produk, pengembangan paket bundling, dan penyesuaian strategi pengadaan stok yang memprioritaskan produk berperan aksesori seperti Kuas yang muncul dalam 53,3% transaksi. Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa data mining dengan algoritma Apriori merupakan pendekatan yang efektif, praktis, dan dapat diimplementasikan bahkan oleh toko bangunan berskala kecil sekalipun, tanpa memerlukan infrastruktur teknologi informasi yang kompleks. Keterbatasan penelitian ini terletak pada jumlah transaksi yang relatif terbatas (30 transaksi) sehingga hanya menghasilkan frequent 2-itemset tanpa

Copyright © 2026 **Author**, Page 19
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

itemset berukuran tiga atau lebih. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengumpulkan data transaksi dalam periode yang lebih panjang agar pola yang lebih kompleks dapat diidentifikasi. Selain itu, perbandingan dengan algoritma lain seperti *FP-Growth* dapat dilakukan untuk mengevaluasi efisiensi komputasi dan kelengkapan hasil. Integrasi temuan dengan sistem informasi manajemen toko berbasis web juga dapat menjadi pengembangan yang menarik untuk penelitian mendatang.

REFERENCES

[1] S. N. Yuswardi, Sastya Hendri Wibowo, Sitti Herlina, Sri Rezeki Candra Nursari, Junaidi, Elmi Devia, Ahmad Ilham, Laelatul Khikmah, Siti Dwi Suryani, *Sistem Pendukung Keputusan Pada Teknologi Informasi*. Padang, Sumatera Barat: PT. GLOBAL EKSEKUTIF TEKNOLOGI, 2022.

[2] Badan Pusat Statistik, *STATISTIK KONTRUKSI Construction Statistics 2023*, Volume 43,. Jakarta: © Badan Pusat Statistik, 2024.

[3] N. Made, M. Sabrina, Y. Putri, I. N. Yudi, A. Wijaya, dan M. I. Dwiputranti, "Analisis Pola Pembelian Pelanggan Dengan Teknik Market Basket Analysis (Mba) Berbasis Knowledge Discovery Pada Data Transaksi Penjualan Toko Bali Amenities," vol. 10, no. 2, hal. 2917–2924, 2026.

[4] A. M. Tida dan A. Zubair, "Analisa Transaksi Penjualan Menggunakan Metode Algoritma Apriori (Studi Kasus Toko Busana Sakato ," *J. Tek. Inform. Kaputama*, vol. 6, no. 1, hal. 148–155, 2022.

[5] G. Soepriyono, "Penerapan Market Basket Analysis Data Mining Pada Penjualan Batik dengan Menerapkan Algoritma Apriori," *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 5, no. 3, hal. 516–525, 2024, doi: 10.47065/josyc.v5i3.5198.

[6] A. Firmansyah, F. Sugandi, dan S. Tinggi Ilmu Manajemen Informatika Dan Komputer Dharma Wacana Metro, "Pembuatan Dan Perancangan Aplikasi Data Mining Menggunakan Association Rule Dengan Metode Algoritma Apriori Pada Supermarket Afza Frozen Food Metro," *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 4307, no. 2, hal. 659–662, 2024, [Daring]. Tersedia pada: http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR

[7] A. Saputra, H. L. Sari, dan D. Sartika, "Implementasi Metode Association Rule Mining Pada Penjualan Barang Di Toko Bangunan Ada Mas Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Multidisiplin Dehasen*, vol. 2, no. 4, hal. 709–718, 2023, doi: 10.37676/mude.v2i4.4805.

[8] A. R. Permana, B. C. Octariadi, dan ..., "Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Penjualan Barang Di Toko Bangunan," *... J. Educ. ...*, vol. 3, no. 1, hal. 79–91, 2022.

[9] D. Anggraini, U. P. Sanjaya, dan I. A. Sa'ida, "Analisis Penerapan Metode Association Rule Mining Untuk Transaksi Penjualan di Toko Bangunan Dengan Algoritma Apriori," *SINTECH (Science Inf. Technol. J.*, vol. 5, no. 2, hal. 124–138, 2022, doi: 10.31598/sintechjournal.v5i2.1193.

[10] Z. Syahara, R. N. Adiha, dan A. P. Windarto, "Implementasi Data Mining Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Bahan Bangunan Di Karang Sari," *Brahmana J. Penerapan Kecerdasan Buatan*, vol. 2, no. 2, hal. 107–115, 2021, doi: 10.30645/brahmana.v2i2.72.

[11] A. Wijaya, A. Faqih, D. Solihudin, C. L. Rohmat, dan S. Eka Permana, "Penerapan Association Rules Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Identifikasi Pola Pembelian," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 6, hal. 3871–3878, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8270.

[12] R. D. Simaremare dan S. Aripin, "Penerapan Algoritma Apriori Dalam Penentuan Tata Letak Buku Pada Perpustakaan Daerah," *BEES Bull. Electr. Electron. Eng.*, vol. 3, no. 3, hal. 125–132, 2023, doi: 10.47065/bees.v3i3.3172.

[13] O. Pratama dan J. Haerul Jaman, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Mengetahui Kebiasaan Konsumen Dan Prediksi Stok Produk," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 3, hal. 1837–1844, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i3.7016.

[14] Y. Naden, S. Sudianto, dan U. Athiyah, "PNaden, Y., Sudianto, S., & Athiyah, U. (2024). Penempatan Produk Penjualan Pada E-Commerce Berbasis Perilaku Konsumen Menggunakan Algoritma Eclat. JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), 8(4), 7299–7304. https://doi.org/10.36040/jati.v8i4.10129enempa," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 4, hal. 7299–7304, 2024.

[15] H. N. Arnomo, Sasa Ani, Novri Adhiatma, "Penerapan Metode Apriori Untuk Analisis Transaksi Penjualan Barang," *J. DESAIN DAN Anal. Teknol.*, vol. 4, no. 1, hal. 6, 2025.

[16] M. Adelina Bui dan A. Bahtiar, "Implementasi Metode Algoritma K-Means Clustering Untuk Mengelompokkan Transaksi Penjualan Barang Di Toko Arino," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, hal. 1451–1456, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.8975.

[17] A. E. Yadi Riyadi,, M. Wahidin, "Systematic Literature Review Implementasi Service Operation Dalam Kerangka Kerja Information Technology Infrastructure Library (ITIL) di Indonesia: Tren Penelitian, Manfaat dan Tantangan," *J. Interkom J. Publ. Ilm. Bid. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 17, no. 02, hal. 17, 2022.

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License