



Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menentukan Prediksi Pola Penjualan Meubel (Studi Kasus: Toko Meubel Helbaf Waitabula, Sumba Barat Daya)

Clarita Ester Grasellya Tanof¹, Gergorius Kopong Pati², Alexander Adis³

^{1,2}Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Stella Maris Sumba

² Jurusan Manajemen Informatika, Fakultas Ekonomi, Universitas Stella Maris Sumba

¹email : claritanof20@gmail.com

Abstract

Competition in the household furniture business requires retailers to use transaction data more systematically to support sales and inventory decisions. Helbaf Furniture Store in Waitabula faces recurring problems of excess stock for several products and shortages of other items because customer demand patterns have not been analyzed in a structured manner. This study aims to implement data mining using the Apriori Algorithm to identify product-purchase association patterns from sales data covering January to June 2026. Nine main products were transformed into a binary matrix representing six monthly transactions and analyzed using a minimum support threshold of 30% and a minimum confidence threshold of 60%. The analysis identified six products that satisfied the frequent 1-itemset criterion and three pairs that met the 2-itemset threshold. Four final association rules achieved 100% confidence: Wardrobe Type 1 (L01) → Sofa Type 2 (S02), Sofa Type 2 (S02) → Wardrobe Type 1 (L01), Wardrobe Type 2 (L02) → House Mirror (KR), and Sofa Type 1 (S01) → House Mirror (KR). Additional validation produced a lift ratio of 3.00 for the L01–S02 relationship and 1.50 for the L02–KR and S01–KR relationships, indicating positive associations. The results were implemented in Python and can support product bundling, store-display arrangements for cross-selling, and complementary-stock control. However, because the dataset contains only six monthly transaction periods, the resulting rules should be validated with more detailed transaction-level data and a longer observation period before being used as permanent business policies.

Keywords: Data Mining, Apriori Algorithm, Market Basket Analysis, Association Rules, Sales Pattern.

Abstrak

Persaingan usaha perabotan rumah tangga menuntut pelaku usaha memanfaatkan data transaksi secara lebih sistematis untuk mendukung keputusan penjualan dan persediaan. Toko Meubel Helbaf Waitabula menghadapi masalah penumpukan beberapa jenis barang dan kekosongan produk lain akibat pola permintaan konsumen yang belum dianalisis secara terstruktur. Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan data mining dengan Algoritma Apriori untuk mengidentifikasi pola keterkaitan pembelian produk meubel berdasarkan data penjualan periode Januari–Juni 2026. Data sembilan produk utama ditransformasikan menjadi matriks biner dengan enam transaksi bulanan, kemudian dianalisis menggunakan minimum support 30% dan minimum confidence 60%. Hasil analisis menunjukkan enam produk memenuhi kriteria frequent 1-itemset dan tiga pasangan memenuhi kriteria 2-itemset. Dari proses pembentukan aturan asosiasi diperoleh empat aturan final dengan confidence 100%, yaitu Lemari Tipe 1 (L01) → Sofa Tipe 2 (S02), Sofa Tipe 2 (S02) → Lemari Tipe 1 (L01), Lemari Tipe 2 (L02) → Kaca Rumah (KR), dan Sofa Tipe 1 (S01) → Kaca Rumah (KR). Validasi tambahan menunjukkan lift ratio sebesar 3,00 pada hubungan L01–S02 dan 1,50 pada hubungan L02–KR serta S01–KR, sehingga seluruh aturan menunjukkan asosiasi positif. Hasil penelitian diimplementasikan menggunakan Python dan dapat dimanfaatkan sebagai dasar penyusunan paket promosi, penataan display untuk cross-selling, serta pengendalian stok produk komplementer. Meskipun demikian, jumlah periode transaksi yang terbatas membuat hasil perlu dikonfirmasi menggunakan data transaksi yang lebih rinci dan lebih panjang pada penelitian selanjutnya.

Kata kunci: Data Mining, Algoritma Apriori, Market Basket Analysis, Association Rules, Prediksi Penjualan.

1. Pendahuluan

Teknologi informasi memiliki peranan yang sangat krusial dalam mendukung akselerasi dan efisiensi di berbagai sektor, khususnya dunia bisnis dan ekonomi. Seiring pesatnya perkembangan teknologi, pola persaingan usaha semakin ketat. Pelaku usaha yang lambat mengadopsi teknologi cenderung mengalami penurunan omset dan tertinggal dalam persaingan pasar. Salah satu permasalahan utama yang dihadapi oleh usaha mikro, kecil, dan menengah (UMKM) maupun ritel perabotan rumah tangga adalah ketidakpastian pola permintaan konsumen yang berdampak pada buruknya manajemen rantai pasok dan penumpukan barang di gudang.

Toko Meubel Helbaf yang berlokasi di Waitabula, Kecamatan Loura, Kabupaten Sumba Barat Daya, merupakan salah satu pusat penjualan perabotan rumah tangga yang melayani puluhan hingga ratusan transaksi setiap bulannya. Produk yang dijual mencakup beragam variasi lemari, sofa, springbed, hingga kaca rumah. Kendala utama yang dihadapi oleh Toko Meubel Helbaf adalah belum tersedianya sistem terstruktur untuk menganalisis

riwayat transaksi penjualan. Penumpukan stok barang tertentu yang kurang diminati konsumen sering kali terjadi di gudang, sementara persediaan barang yang populer justru mengalami kekosongan. Kondisi ini menghambat perputaran modal usaha dan menurunkan efisiensi bisnis.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, dibutuhkan penerapan teknologi *Data Mining*. Data transaksi penjualan yang menumpuk dari waktu ke waktu dapat diekstrak menjadi informasi berharga berupa pengetahuan tersembunyi (*Knowledge Discovery in Databases / KDD*). Salah satu teknik data mining yang sangat efektif untuk menganalisis perilaku pembelian konsumen adalah *Market Basket Analysis* dengan menggunakan **Algoritma Apriori**. Algoritma ini bekerja dengan cara menemukan kombinasi barang yang sering dibeli secara bersamaan (*frequent itemset*) berdasarkan nilai ambang batas dukungan (*Minimum Support*) dan tingkat kepastian (*Minimum Confidence*).

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan Algoritma Apriori dalam memprediksi pola penjualan barang di Toko Meubel Helbaf Waitabula berdasarkan data riwayat transaksi periode Januari hingga Juni 2026. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi konkret bagi pemilik toko dalam merumuskan strategi promosi (*bundling product*), penataan tata letak barang display, serta perencanaan manajemen stok pasokan barang di masa mendatang.

Penelitian terkini menunjukkan bahwa Market Basket Analysis berbasis Algoritma Apriori tetap relevan untuk mendukung keputusan ritel karena mampu mengubah data transaksi menjadi aturan asosiasi yang mudah diinterpretasikan. Pada konteks penjualan, aturan tersebut telah dimanfaatkan untuk peningkatan promosi, pengendalian stok, rekomendasi produk, dan optimasi tata letak barang (Al Faridzi et al., 2022; Yudhistira et al., 2023; Anggraini et al., 2023; Heikal & Gandhi, 2024; Hendra et al., 2024). Studi lain menegaskan bahwa hasil Apriori perlu dibaca bersama ukuran support, confidence, dan lift agar hubungan antarproduk tidak hanya tampak sering terjadi, tetapi juga memiliki kekuatan asosiasi yang bermakna (Aufarrizqi et al., 2024; Omol et al., 2024). Dalam konteks Toko Meubel Helbaf, pemanfaatan aturan asosiasi menjadi penting karena karakter produk meubel memiliki nilai transaksi relatif besar, ruang display terbatas, dan kebutuhan pengadaan stok yang harus direncanakan secara hati-hati.

2. Metode Penelitian

2.1. Alur Penelitian

Metode penelitian yang digunakan adalah dengan pendekatan kuantitatif deskriptif. Dimana alur kerja pada penelitian ini dapat di lihat dengan beberapa tahap yakni:

a. Pengumpulan Data

Peneliti melakukan melalui observasi langsung pada Toko Meubel Helbaf Waitabula, selanjutnya wawancara dengan pemilik toko, serta menggunakan beberapa referensi sebagai bahan studi pustaka.

b. Pre-processing Data

Dalam proses meliputi seleksi data penjualan bulan Januari hingga Juni 2026, eliminasi data yang tidak lengkap, serta transformasi data transaksi ke dalam bentuk matriks biner.

c. Perhitungan Algoritma Apriori

Menghitung nilai Support untuk 1-itemset (C1 & L1), dilanjutkan dengan pembentukan kombinasi 2-itemset (C2 & L2).

d. Pembentukan Aturan Asosiasi

Menghitung nilai Confidence untuk seluruh kandidat aturan dari itemset yang lolos seleksi.

e. Evaluasi dan Rekomendasi

Menginterpretasikan aturan final menjadi keputusan bisnis strategis.

2.2. Kamus Data (Data Meaning)

Untuk memberikan pemahaman operasional terhadap atribut data yang digunakan, Tabel 1 menyajikan dokumentasi *data meaning* (kamus data) sistem.

Tabel 1. Dokumentasi Data Meaning (Kamus Data) Analisis

Atribut / Variabel	Tipe Data	Rentang / Nilai	Data Meaning (Penjelasan Operasional)
Transaction (T1 - T6)	Categorical	T1, T2, T3, T4, T5, T6	Representasi periode transaksi bulanan (Januari – Juni 2026, N = 6).
Kode Barang	String / Code	L01-L03, S01-S03, SP1-SP2, KR	Pengodean unik untuk mengidentifikasi jenis perabotan mebel.
Status Transaksi	Binary Integer	1 / 0	1 = Produk TERJUAL (> 0 unit); 0 = Produk TIDAK TERJUAL pada bulan tersebut.
Support (S)	Float / %	0.0% – 100.0%	Rasio frekuensi kemunculan item terhadap total transaksi (N=6).
Confidence (C)	Float / %	0.0% – 100.0%	Tingkat kepastian hubungan: seberapa sering B dibeli jika A dibeli.
Min Support Threshold	Parameter	30.0% (0.30)	Batas minimal kepopuleran item (minimal muncul di 2 transaksi bulanan).
Min Confidence Threshold	Parameter	60.0% (0.60)	Batas minimal tingkat keyakinan aturan asosiasi agar dianggap valid.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Matriks Biner Transaksi Penjualan

Data transaksi penjualan 9 produk utama Toko Meubel Helbaf selama periode Januari hingga Juni 2026 diekstrak dan ditransformasikan ke dalam matriks biner sebagaimana disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Matriks Biner Transaksi Penjualan Mebel Helbaf (Januari - Juni 2026)

KODE	NAMA PRODUK MEBEL	JAN (T1)	FEB (T2)	MAR (T3)	APR (T4)	MEI (T5)	JUN (T6)	TOTAL (COUNT)
L01	Lemari Tipe 1	0	0	1	1	0	0	2
L02	Lemari Tipe 2	1	0	0	0	1	0	2
L03	Lemari Tipe 3	1	0	1	0	0	0	2
S01	Sofa Tipe 1	0	1	0	1	0	0	2
S02	Sofa Tipe 2	0	0	1	1	0	0	2
S03	Sofa Tipe 3	0	0	0	0	1	0	1
SP1	Springbed Tipe 1	0	0	0	1	0	0	1
SP2	Springbed Tipe 2	0	0	0	1	0	0	1
KR	Kaca Rumah	1	1	0	1	1	0	4

3.2. Pembentukan 1-Itemset (C1 dan L1)

Perhitungan nilai Support untuk masing-masing item tunggal dilakukan dengan membagi frekuensi kemunculan item dengan total transaksi (N = 6). Hasil pengujian kriteria *Minimum Support* $\geq 30.0\%$ ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Perhitungan dan Filtering 1-Itemset (L1)

KODE BARANG	NAMA BARANG	JUMLAH (COUNT)	SUPPORT (%)	KETERANGAN
L01	Lemari Tipe 1	2	33.33%	Lolos (L1)
L02	Lemari Tipe 2	2	33.33%	Lolos (L1)
L03	Lemari Tipe 3	2	33.33%	Lolos (L1)
S01	Sofa Tipe 1	2	33.33%	Lolos (L1)
S02	Sofa Tipe 2	2	33.33%	Lolos (L1)
S03	Sofa Tipe 3	1	16.67%	Tidak Lolos
SP1	Springbed Tipe 1	1	16.67%	Tidak Lolos
SP2	Springbed Tipe 2	1	16.67%	Tidak Lolos
KR	Kaca Rumah	4	66.67%	Lolos (L1)

Berdasarkan Tabel 3, terdapat 6 produk yang memenuhi kriteria Minimum Support $\geq 30\%$ dan dinyatakan sebagai anggota L1, yaitu: { L01, L02, L03, S01, S02, KR }.

3.3. Pembentukan 2-Itemset (C2 dan L2)

Kombinasi pasangan item dibentuk dari elemen yang lolos di L1. Setiap pasangan dihitung frekuensi kemunculannya secara bersamaan dalam transaksi bulanan.

Tabel 4. Hasil Perhitungan dan Filtering Kombinasi 2-Itemset (L2)

KOMBINASI 2-ITEM	RANSAKSI MUNCUL	JUMLAH (COUNT)	SUPPORT (%)	KETERANGAN
{L01, L02}	-	0	0.00%	Tidak Lolos
{L01, L03}	T3	1	16.67%	Tidak Lolos
{L01, S01}	T4	1	16.67%	Tidak Lolos
{L01, S02}	T3, T4	2	33.33%	Lolos (L2)
{L01, KR}	T4	1	16.67%	Tidak Lolos
{L02, L03}	T1	1	16.67%	Tidak Lolos
{L02, KR}	T1, T5	2	33.33%	Lolos (L2)
{S01, KR}	T2, T4	2	33.33%	Lolos (L2)

Dari Tabel 4, diperoleh 3 pasangan item yang memenuhi batas ambang Support $\geq 30\%$, yaitu: {L01, S02}, {L02, KR}, dan {S01, KR}.

3.4. Pembentukan Aturan Asosiasi Final

Setiap pasangan 2-itemset yang lolos di L2 dievaluasi nilai kepastiannya (Confidence) menggunakan permutasi dua arah ($A \Rightarrow B$ dan $B \Rightarrow A$). Aturan asosiasi dinyatakan lolos apabila memiliki Confidence $\geq 60.0\%$.

Tabel 5. Evaluasi Confidence Aturan Asosiasi

ATURAN ASOSIASI (A ⇒ B)	COUNT (A U B)	COUNT (A)	CONFIDENCE (%)	KETERANGAN
Jika Beli L01 ⇒ Maka Beli S02	2	2	100.00%	Lolos Final
Jika Beli S02 ⇒ Maka Beli L01	2	2	100.00%	Lolos Final
Jika Beli L02 ⇒ Maka Beli KR	2	2	100.00%	Lolos Final
Jika Beli KR ⇒ Maka Beli L02	2	4	50.00%	Tidak Lolos
Jika Beli S01 ⇒ Maka Beli KR	2	2	100.00%	Lolos Final
Jika Beli KR ⇒ Maka Beli S01	2	4	50.00%	Tidak Lolos

Berdasarkan Tabel 5, diperoleh 4 Aturan Asosiasi Final yang signifikan dengan tingkat kepastian sempurna (Confidence 100%).

3.5. Pembahasan dan Interpretasi Aturan Asosiasi

Empat aturan asosiasi yang dihasilkan menunjukkan bahwa pola pembelian pada Toko Meubel Helbaf tidak tersebar secara acak seluruhnya, tetapi membentuk beberapa pasangan produk yang konsisten selama periode pengamatan. Hubungan paling kuat terlihat pada Lemari Tipe 1 (L01) dan Sofa Tipe 2 (S02). Kedua produk selalu muncul bersama pada dua periode ketika masing-masing produk terjual, sehingga aturan L01 → S02 dan S02 → L01 sama-sama memiliki support 33,33% dan confidence 100%. Secara praktis, pola timbal balik ini menunjukkan bahwa kedua produk memiliki peluang tinggi untuk dipasarkan sebagai pasangan komplementer. Pola seperti ini sejalan dengan pemanfaatan Apriori pada berbagai konteks ritel, ketika aturan asosiasi digunakan untuk mengidentifikasi produk yang sering dibeli bersama dan kemudian diterjemahkan menjadi strategi promosi atau bundling (Yudhistira et al., 2023; Susilayani et al., 2024; Samasto & Mailoa, 2025).

Hubungan Lemari Tipe 2 (L02) → Kaca Rumah (KR) dan Sofa Tipe 1 (S01) → Kaca Rumah (KR) juga memperoleh confidence 100%, namun karakter hubungan keduanya berbeda dari pasangan L01–S02. Kaca Rumah memiliki support 66,67%, lebih tinggi daripada produk lain, sehingga berperan sebagai produk yang relatif sering muncul dalam data. Karena itu, confidence tinggi pada aturan menuju KR perlu dibaca bersama frekuensi dasar KR. Prinsip ini penting dalam Association Rule Mining karena confidence saja dapat terlihat tinggi ketika consequent memang sering terjadi. Penelitian terbaru mengenai Market Basket Analysis juga menekankan perlunya menggunakan ukuran pelengkap, terutama lift, untuk menilai apakah asosiasi lebih kuat dibandingkan peluang kemunculan produk secara independen (Aufarrizqi et al., 2024; Hidayatuloh et al., 2025).

3.6. Validasi Kekuatan Aturan dengan Lift Ratio

Untuk memperkuat interpretasi aturan, penelitian ini menambahkan perhitungan lift ratio berdasarkan support consequent. Lift dihitung dengan membagi confidence aturan terhadap support produk consequent. Nilai lift lebih besar dari 1 menunjukkan bahwa kemunculan antecedent meningkatkan peluang kemunculan consequent dibandingkan kondisi tanpa informasi antecedent. Berdasarkan data yang sama, hubungan L01 dan S02 menghasilkan lift 3,00, sedangkan hubungan L02 → KR dan S01 → KR menghasilkan lift 1,50. Seluruh nilai tersebut berada di atas 1 sehingga menunjukkan asosiasi positif. Namun, lift yang lebih tinggi pada pasangan L01–S02 menunjukkan bahwa pasangan ini relatif lebih spesifik dibandingkan aturan yang mengarah ke Kaca Rumah.

Tabel 6. Validasi Kekuatan Aturan Asosiasi dengan Lift Ratio

Aturan	Support	Confidence	Support Consequent	Lift
L01 → S02	33,33%	100%	33,33%	3,00
S02 → L01	33,33%	100%	33,33%	3,00
L02 → KR	33,33%	100%	66,67%	1,50
S01 → KR	33,33%	100%	66,67%	1,50

Hasil lift tersebut memperkuat alasan manajerial untuk memprioritaskan pasangan L01–S02 sebagai kandidat utama paket promosi. Temuan ini konsisten dengan studi Heikal dan Gandhi (2024) yang menggunakan Market Basket Analysis untuk merumuskan bundling produk pada ritel Indonesia, serta penelitian Omol et al. (2024) yang menunjukkan bahwa association rules dapat menjadi dasar pengaturan penempatan produk dan strategi pemasaran. Pada penelitian Hery dan Widjaja (2024), support, confidence, dan lift juga digunakan untuk menilai kualitas aturan ketika membandingkan Apriori

dengan FP-Growth. Dengan demikian, evaluasi aturan pada Toko Meubel Helbaf sebaiknya tidak berhenti pada confidence 100%, tetapi mempertimbangkan lift dan jumlah kemunculan aktual agar keputusan bisnis lebih proporsional.

3.7. Implikasi terhadap Strategi Product Bundling dan Cross-Selling

Pola L01 ↔ S02 dapat diterjemahkan menjadi strategi product bundling dengan menggabungkan Lemari Tipe 1 dan Sofa Tipe 2 dalam satu paket promosi. Bundling tidak harus selalu berupa potongan harga besar; toko dapat menggunakan diskon kombinasi, bonus ongkos kirim, prioritas instalasi, atau insentif lain yang tetap menjaga margin. Tujuan utamanya adalah meningkatkan kemungkinan konsumen mempertimbangkan kedua produk secara bersamaan dan memperbesar nilai transaksi per pelanggan. Studi Susilayani et al. (2024) menunjukkan bahwa aturan asosiasi dapat digunakan untuk membentuk paket penjualan berdasarkan kombinasi produk yang sering dipilih konsumen. Samasto dan Mailoa (2025) juga menunjukkan bahwa Market Basket Analysis dapat mendukung bundling dan cross-selling sebagai strategi promosi yang lebih berbasis data.

Pada pasangan L02 → KR dan S01 → KR, strategi yang lebih sesuai adalah cross-selling. Ketika pelanggan menunjukkan minat pada Lemari Tipe 2 atau Sofa Tipe 1, staf penjualan dapat menawarkan Kaca Rumah sebagai produk pelengkap. Rekomendasi ini harus diterapkan sebagai opsi, bukan asumsi bahwa seluruh konsumen pasti membutuhkan produk tambahan. Penerapan yang terlalu agresif justru dapat menurunkan pengalaman pelanggan. Oleh karena itu, aturan asosiasi sebaiknya diposisikan sebagai alat bantu keputusan untuk mengarahkan komunikasi penjualan, bukan menggantikan pertimbangan staf terhadap kebutuhan individual konsumen. Pendekatan ini sejalan dengan pemanfaatan aturan asosiasi sebagai dasar rekomendasi produk pada sistem e-commerce yang dikembangkan oleh Hendra et al. (2024).

3.8. Implikasi terhadap Tata Letak Display dan Pengalaman Belanja

Aturan asosiasi juga memberikan dasar untuk menata display toko. Produk dengan hubungan kuat dapat ditempatkan dalam zona yang saling terhubung sehingga pelanggan dapat melihat produk komplementer tanpa mengurangi kenyamanan pergerakan di ruang pamer. Untuk pasangan L01 dan S02, penempatan dalam satu konsep ruang dapat membantu konsumen membayangkan kombinasi penggunaan produk. Sementara itu, Kaca Rumah dapat ditempatkan pada jalur yang mudah terlihat dari area lemari dan sofa, tetapi tidak harus tepat berdampingan jika ruang display terbatas. Penelitian Aufarizqi et al. (2024) menunjukkan bahwa Market Basket Analysis dapat dimanfaatkan untuk optimasi layout, sedangkan Hidayatuloh et al. (2025) menegaskan bahwa aturan dengan lift di atas satu dapat menjadi dasar strategi penempatan produk di lingkungan ritel.

Dalam konteks meubel, tata letak perlu mempertimbangkan dimensi fisik produk yang jauh lebih besar daripada barang kebutuhan sehari-hari. Karena itu, hasil Market Basket Analysis tidak dapat diterapkan secara mekanis dengan hanya mendekatkan seluruh produk yang berasosiasi. Alternatif yang lebih realistis adalah menggunakan konsep display tematik, misalnya satu area contoh ruang keluarga atau kamar yang menggabungkan produk-produk yang memiliki pola asosiasi. Strategi ini memungkinkan keterkaitan produk tetap terlihat tanpa mengganggu sirkulasi pengunjung. Implikasi tersebut memperluas penggunaan Apriori dari sekadar identifikasi pola menjadi dasar desain pengalaman belanja berbasis data.

3.9. Implikasi terhadap Pengendalian Persediaan

Kaca Rumah (KR) memiliki support tertinggi, yaitu 66,67%, sehingga perlu memperoleh perhatian dalam perencanaan stok. Dukungan tinggi tidak berarti toko harus menambah persediaan tanpa batas, tetapi menunjukkan bahwa KR muncul pada lebih banyak periode transaksi dibandingkan produk lain. Pengendalian persediaan dapat dilakukan dengan memantau stok minimum, waktu pemesanan kembali, serta keterkaitan stok KR dengan ketersediaan L02 dan S01. Jika salah satu produk antecedent mengalami peningkatan permintaan, pengelola dapat memeriksa kecukupan stok KR sebagai produk komplementer. Pemanfaatan association rules untuk mendukung keputusan stok juga ditemukan pada penelitian Edbert dan Tamba (2022) serta Riadi et al. (2023), yang menunjukkan bahwa pola asosiasi dapat membantu mengurangi risiko kelebihan maupun kekurangan persediaan.

Strategi pengendalian stok perlu membedakan antara produk dengan support tinggi dan produk dengan asosiasi kuat tetapi frekuensi rendah. Pada data Toko Meubel Helbaf, L01 dan S02 hanya muncul pada dua dari enam periode, tetapi selalu muncul bersama. Artinya, pasangan tersebut menarik untuk bundling, namun keputusan kuantitas stok harus tetap mempertimbangkan volume unit aktual, lead time pemasok, harga beli, kapasitas gudang, dan perputaran modal. Algoritma Apriori mengidentifikasi struktur hubungan, bukan secara langsung menentukan jumlah pemesanan optimal. Karena itu, hasil Apriori sebaiknya dipadukan dengan informasi persediaan operasional sebelum digunakan sebagai dasar pembelian stok.

3.10. Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Secara umum, hasil penelitian ini konsisten dengan kecenderungan penelitian Apriori pada sektor ritel dalam lima tahun terakhir. Al Faridzi et al. (2022) menemukan bahwa aturan asosiasi dari transaksi toko bangunan dapat digunakan untuk membentuk strategi penjualan. Yudhistira et al. (2023) menunjukkan penggunaan association rule untuk meningkatkan efektivitas promosi, sedangkan Anggraini et al. (2023) menunjukkan bahwa Apriori dapat mengekstraksi pola transaksi dari dataset penjualan yang lebih besar. Wijaya (2023) dan Anton dan Naufal (2023) juga menunjukkan pemanfaatan Apriori untuk menentukan pola produk yang diminati dan mendukung prioritas stok.

Perbedaan utama penelitian ini terletak pada objek meubel dan skala data. Sebagian studi terdahulu menggunakan ratusan hingga ribuan transaksi, sedangkan penelitian ini menggunakan enam periode transaksi bulanan. Pada studi bakery, Hery dan Widjaja (2024) menganalisis 20.507 transaksi dan membandingkan Apriori dengan FP-Growth, sementara Subechi et al. (2025) menggunakan lebih dari seribu transaksi unik pada toko komputer. Perbedaan skala ini penting karena semakin banyak transaksi, semakin stabil estimasi support dan confidence. Dengan data yang sangat kecil, satu perubahan transaksi dapat mengubah persentase secara signifikan. Oleh karena itu, kontribusi penelitian Toko Meubel Helbaf lebih tepat dipandang sebagai demonstrasi awal penggunaan Apriori untuk mendukung keputusan bisnis lokal, bukan sebagai pola konsumen yang sudah final.

3.11. Implementasi Python dan Dukungan Keputusan

Implementasi hasil perhitungan ke dalam Python memperkuat aspek keterulangan analisis karena proses pembentukan frequent itemset dan aturan asosiasi dapat dijalankan kembali ketika data baru tersedia. Integrasi analisis ke dalam sistem transaksi atau Point of Sale akan memberi manfaat lebih besar karena data dapat dikumpulkan pada tingkat transaksi individual. Susanto dan Fenriana (2024) menunjukkan bahwa Market Basket Analysis dapat diintegrasikan dengan POS berbasis web untuk membantu pemilik usaha memahami perilaku pembelian. Dengan pendekatan serupa, Toko Meubel Helbaf dapat mengembangkan proses sederhana: transaksi dicatat secara konsisten, data dibersihkan secara berkala, Apriori dijalankan setiap bulan atau kuartal, lalu aturan yang memenuhi ambang batas dievaluasi sebelum digunakan untuk promosi atau keputusan stok.

Penggunaan Python juga membuka kemungkinan untuk membandingkan Apriori dengan algoritma lain. Rahman dan Riana (2025) membandingkan Apriori dan FP-Growth pada data retail dan menunjukkan bahwa pemilihan algoritma dapat memengaruhi efisiensi dan kualitas pola yang dihasilkan. Karena itu, ketika volume transaksi Toko Meubel Helbaf bertambah, penelitian lanjutan dapat menguji FP-Growth untuk mengetahui apakah aturan yang diperoleh tetap konsisten dan apakah waktu pemrosesan lebih efisien. Perbandingan seperti ini akan meningkatkan validitas teknis sekaligus menunjukkan bahwa pola tidak semata bergantung pada satu metode.

3.12. Keterbatasan Data dan Kehati-hatian Interpretasi

Keterbatasan utama penelitian terletak pada ukuran dataset yang hanya terdiri atas enam transaksi bulanan. Penggabungan seluruh penjualan dalam satu bulan menjadi satu transaksi biner menyebabkan informasi mengenai jumlah pelanggan, jumlah unit, urutan pembelian, dan perbedaan waktu transaksi di dalam bulan tidak terlihat. Akibatnya, confidence 100% tidak dapat diartikan bahwa setiap pelanggan yang membeli L01 pasti membeli S02. Interpretasi yang lebih tepat adalah bahwa pada seluruh bulan ketika L01 tercatat terjual, S02 juga tercatat terjual. Perbedaan ini penting agar hasil tidak melampaui kemampuan data dalam menjelaskan perilaku konsumen.

Keterbatasan kedua berkaitan dengan pemilihan minimum support 30% dan minimum confidence 60%. Ambang tersebut sesuai untuk eksplorasi awal karena dengan enam periode, support 30% berarti suatu itemset harus muncul setidaknya pada dua periode. Namun, perubahan kecil pada threshold dapat menghasilkan aturan yang berbeda. Penelitian berikutnya sebaiknya melakukan sensitivity analysis dengan beberapa kombinasi minimum support dan confidence, kemudian membandingkan konsistensi aturan menggunakan lift. Chandra (2025) dan Rahman dan Riana (2025) menunjukkan bahwa pemilihan parameter merupakan bagian penting dalam pembentukan pola pembelian, terutama ketika karakteristik dataset berbeda.

Keterbatasan ketiga adalah belum adanya validasi terhadap dampak bisnis setelah rekomendasi diterapkan. Penelitian ini menghasilkan rekomendasi bundling, tata letak, cross-selling, dan pengendalian stok, tetapi belum mengukur perubahan omzet, basket size, tingkat konversi, stockout rate, atau perputaran persediaan. Oleh karena itu, implementasi sebaiknya dilakukan melalui uji coba terbatas dan dievaluasi menggunakan indikator yang jelas. Pendekatan evaluatif tersebut akan mengubah aturan asosiasi dari temuan analitis menjadi intervensi bisnis yang terukur.

3.13. Rekomendasi Implementasi Bertahap

Berdasarkan hasil analisis, implementasi dapat dilakukan secara bertahap. Tahap pertama adalah standarisasi pencatatan transaksi pada tingkat nota agar setiap pembelian pelanggan direkam sebagai basket yang terpisah. Tahap kedua adalah uji coba bundling L01–S02 dan penawaran cross-selling KR kepada pelanggan L02 atau S01. Tahap ketiga adalah penyesuaian display secara terbatas pada satu area toko. Tahap keempat adalah pemantauan stok produk yang terlibat

dalam aturan asosiasi. Tahap kelima adalah evaluasi berkala menggunakan data baru. Strategi bertahap ini memungkinkan pemilik toko memperoleh manfaat dari data tanpa harus melakukan perubahan besar sekaligus.

Tabel 7. Rekomendasi Implementasi dan Indikator Evaluasi

Fokus	Tindakan	Indikator Evaluasi	Status
Bundling L01–S02	Uji paket promosi pada periode terbatas	Nilai transaksi rata-rata dan attach rate	Rekomendasi
Cross-selling KR	Tawarkan KR pada pembelian L02 atau S01	Persentase pelanggan yang menambah KR	Rekomendasi
Layout display	Buat zona display tematik produk berasosiasi	Interaksi pelanggan dan konversi penjualan	Rekomendasi
Pengendalian stok	Pantau ketersediaan KR, L01, S02, L02, S01	Stockout rate dan perputaran stok	Rekomendasi
Analisis berkala	Jalankan Apriori pada data transaksi baru	Stabilitas support, confidence, dan lift	Rekomendasi

Rekomendasi tersebut sejalan dengan tren pemanfaatan Market Basket Analysis pada riset terbaru, yang tidak hanya berfokus pada penemuan aturan tetapi juga pada penerjemahan hasil menjadi tindakan operasional. Heikal dan Gandhi (2024) mengaitkan Market Basket Analysis dengan kinerja ritel dan bundling, Omol et al. (2024) menghubungkannya dengan perilaku pembelian serta penempatan produk, sedangkan Samasto dan Mailoa (2025) menunjukkan penggunaannya untuk mendukung promosi dan cross-selling. Dengan demikian, nilai utama penelitian ini terletak pada kemampuan menghubungkan data transaksi sederhana dengan keputusan bisnis yang lebih terarah, sepanjang interpretasinya tetap memperhatikan keterbatasan ukuran data.

3.14. Evaluasi Kinerja Rekomendasi Berbasis Indikator Bisnis

Agar hasil Association Rule Mining memberikan nilai nyata bagi toko, setiap rekomendasi perlu disertai indikator evaluasi. Bundling L01–S02, misalnya, dapat dievaluasi melalui attach rate, yaitu proporsi transaksi L01 yang juga melibatkan S02 atau sebaliknya setelah program promosi diterapkan. Selain itu, toko dapat memantau perubahan nilai transaksi rata-rata, margin per transaksi, dan jumlah paket yang terjual. Apabila attach rate meningkat tetapi margin turun terlalu besar akibat diskon, skema promosi perlu disesuaikan. Dengan demikian, keberhasilan bundling tidak hanya dinilai dari jumlah produk yang bergerak, tetapi juga dari dampaknya terhadap profitabilitas dan perputaran modal.

Untuk strategi cross-selling KR, indikator yang dapat digunakan adalah persentase pelanggan L02 atau S01 yang menambahkan KR ke dalam transaksi. Pengukuran sebaiknya dibandingkan antara periode sebelum dan sesudah rekomendasi diterapkan. Jika terjadi peningkatan konversi tanpa meningkatkan keluhan pelanggan, aturan asosiasi dapat dianggap memberikan nilai praktis. Pendekatan evaluasi semacam ini konsisten dengan orientasi riset Market Basket Analysis terbaru yang menempatkan pola asosiasi sebagai dasar intervensi promosi dan pengalaman belanja, bukan hanya sebagai keluaran teknis algoritma (Heikal & Gandhi, 2024; Omol et al., 2024; Samasto & Mailoa, 2025).

Pada pengendalian stok, indikator yang relevan meliputi frekuensi stockout, days of inventory, dan perputaran stok untuk produk yang terlibat dalam aturan asosiasi. Kaca Rumah memiliki support tertinggi pada data penelitian sehingga risiko kekosongan perlu dipantau ketika L02 atau S01 mengalami peningkatan penjualan. Sebaliknya, stok tidak boleh ditambah hanya karena support tinggi tanpa mempertimbangkan jumlah unit aktual dan biaya penyimpanan. Penelitian Edbert dan Tamba (2022) serta Riadi et al. (2023) memperlihatkan bahwa association rule dapat membantu keputusan persediaan ketika hasil analisis dihubungkan dengan kebutuhan operasional. Karena itu, Market Basket Analysis sebaiknya menjadi salah satu komponen pengendalian stok, bukan satu-satunya dasar keputusan pembelian.

Evaluasi tata letak dapat dilakukan dengan mencatat perubahan pola interaksi pelanggan, pertanyaan kepada staf, dan konversi penjualan pada zona display yang diubah. Jika toko memiliki ruang terbatas, pengujian layout dapat dilakukan secara bergantian untuk beberapa minggu sehingga manajemen dapat membandingkan hasil. Andini et al. (2022) menunjukkan pemanfaatan Apriori untuk mendukung pengaturan tata letak, sedangkan Aufarrizqi et al. (2024) dan Hidayatuloh et al. (2025) menekankan penggunaan pola asosiasi untuk optimasi penempatan produk. Pada konteks meubel, evaluasi tersebut penting karena perpindahan produk berukuran besar membutuhkan biaya dan tenaga, sehingga perubahan layout sebaiknya dilakukan berdasarkan bukti dan dievaluasi sebelum menjadi konfigurasi permanen.

3.15. Arah Pengembangan Analisis dan Validasi Model

Pengembangan paling penting adalah memperbaiki granularitas data. Data pada penelitian ini merepresentasikan enam bulan sebagai enam transaksi biner, padahal konsep Market Basket Analysis pada umumnya bekerja lebih kuat ketika satu basket mewakili satu transaksi pelanggan. Dengan data tingkat nota, toko dapat membedakan pembelian yang benar-benar terjadi secara bersamaan dari produk yang hanya sama-sama terjual pada bulan yang sama. Perubahan struktur data tersebut diperkirakan akan menghasilkan support, confidence, dan lift yang lebih representatif terhadap perilaku pelanggan. Studi Anggraini et al. (2023), Susanto dan Fenriana (2024), serta Subechi et al. (2025) menunjukkan manfaat penggunaan data transaksi yang lebih rinci untuk menghasilkan aturan yang lebih informatif.

Validasi berikutnya dapat dilakukan melalui pembagian periode data. Aturan yang ditemukan pada periode awal dapat diuji kembali pada periode berikutnya untuk melihat kestabilan pola. Jika L01–S02 tetap menunjukkan asosiasi kuat pada beberapa periode, keyakinan terhadap rekomendasi bundling akan meningkat. Sebaliknya, jika aturan hanya muncul pada satu musim atau periode promosi tertentu, manajemen perlu memperlakukannya sebagai pola temporer. Pendekatan validasi waktu penting bagi bisnis meubel karena pembelian dapat dipengaruhi musim, pendapatan rumah tangga, momen hari raya, pembangunan rumah, atau perubahan tren desain interior. Faktor-faktor tersebut belum tercakup dalam dataset penelitian saat ini.

Selain Apriori, penelitian lanjutan dapat membandingkan FP-Growth pada dataset yang lebih besar. Hery dan Widjaja (2024) serta Rahman dan Riana (2025) menunjukkan bahwa perbandingan algoritma dapat memberikan informasi mengenai efisiensi komputasi dan kualitas aturan. Apriori memiliki keunggulan pada kesederhanaan dan interpretasi, tetapi proses pembentukan kandidat itemset dapat menjadi kurang efisien ketika jumlah produk dan transaksi meningkat. FP-Growth dapat dipertimbangkan jika Toko Meubel Helbaf kemudian mengembangkan katalog produk dan sistem transaksi yang lebih besar. Perbandingan tersebut tidak dimaksudkan untuk mengganti Apriori secara otomatis, melainkan untuk memastikan metode yang digunakan tetap sesuai dengan skala dan karakter data.

Pengembangan lain adalah menambahkan ukuran kualitas aturan seperti leverage dan conviction serta melakukan segmentasi pelanggan jika informasi demografis atau jenis pelanggan tersedia secara etis dan relevan. Segmentasi dapat membantu membedakan pola rumah tangga, pelanggan usaha, atau pembelian untuk proyek tertentu. Namun, penambahan variabel harus tetap mengikuti prinsip minimisasi data dan hanya menggunakan informasi yang benar-benar diperlukan. Fokus utama tetap pada pemanfaatan data transaksi untuk menghasilkan keputusan promosi, penataan produk, dan persediaan yang lebih terukur. Dengan pendekatan tersebut, penelitian ini dapat berkembang dari eksplorasi awal berbasis enam periode menjadi sistem analitik ritel yang berkelanjutan dan dapat dievaluasi secara empiris.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis, penerapan Algoritma Apriori berhasil mengekstraksi pola keterkaitan produk dari data penjualan Toko Meubel Helbaf Waitabula periode Januari–Juni 2026. Dengan minimum support 30% dan minimum confidence 60%, diperoleh empat aturan asosiasi final dengan confidence 100%, yaitu hubungan timbal balik Lemari Tipe 1 (L01) dan Sofa Tipe 2 (S02), serta hubungan Lemari Tipe 2 (L02) → Kaca Rumah (KR) dan Sofa Tipe 1 (S01) → Kaca Rumah (KR). Perhitungan tambahan menunjukkan lift 3,00 pada pasangan L01–S02 dan lift 1,50 pada aturan menuju KR, sehingga seluruh aturan menunjukkan asosiasi positif. Hasil tersebut dapat dimanfaatkan sebagai dasar awal untuk merancang bundling, cross-selling, penataan display, dan pengendalian stok produk komplementer. Namun, karena data hanya terdiri atas enam periode transaksi bulanan, aturan yang dihasilkan belum dapat dianggap sebagai pola perilaku pelanggan yang final. Implementasi bisnis disarankan dilakukan secara bertahap sambil memperbaiki pencatatan transaksi pada tingkat nota, memperpanjang periode observasi, mengevaluasi hasil promosi dengan indikator bisnis, serta membandingkan Apriori dengan metode lain seperti FP-Growth pada data yang lebih besar.

Reference

1. Al Faridzi, M. S., & Prehanto, D. R. (2022). Implementasi Algoritma Apriori pada Transaksi Penjualan dan Pembelian di Toko Bangunan Berbasis Website. *Journal of Emerging Information Systems and Business Intelligence*, 3(4), 12–19. <https://doi.org/10.26740/jeisbi.v3i4.47745>
2. Andini, Y., Harnanita, J. T., & Purba, Y. P. (2022). Penerapan Data Mining pada Tata Letak Buku di Perpustakaan Sintong Bingel Pematangsiantar dengan Metode Apriori. *Jurnal Riset Sistem Informasi dan Teknik Informatika*, 7(1), 13–18.
3. Edbert, E., & Tamba, S. P. (2022). Penerapan Data Mining Algoritma Apriori dalam Menentukan Stok Bahan Baku pada Restoran Nelayan Menggunakan Metode Association Rule. *Jusikom: Jurnal Sistem Informasi Ilmu Komputer*, 5(2), 97–102. <https://doi.org/10.34012/jurnalsisteminformasidanilmukomputer.v5i2.2407>
4. Anggraini, D., Harliana, H., & Prabowo, T. (2023). Implementasi Association Rule Melalui Algoritma Apriori pada Analisis Data Transaksi Penjualan. *ILKOMNIKA: Journal of Computer Science and Applied Informatics*, 5(3). <https://doi.org/10.28926/ilkomnika.v5i3.589>
5. Anton, A., & Naufal, N. (2023). Implementasi Algoritma Apriori untuk Menentukan Produk Terlaris pada Toko I-DOCRAFT. *Komputa: Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, 12(2). <https://doi.org/10.34010/komputa.v12i2.10904>
6. Riadi, I., Herman, H., Fitriah, F., Suprihatin, S., Muis, A., & Yunus, M. (2023). Implementation of Association Rule Using Apriori Algorithm and Frequent Pattern Growth for Inventory Control. *Jurnal INFOTEL*, 15(4). <https://doi.org/10.20895/infotel.v15i4.980>
7. Wijaya, M. (2023). Penerapan Algoritma Apriori untuk Menentukan Pola Penjualan Produk yang Diminati pada Toko DK Mandiri. *Komputa: Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, 12(1), 101–110. <https://doi.org/10.34010/komputa.v12i1.7420>
8. Yudhistira, M., Rohman, R. S., & Marsusanti, E. (2023). Penerapan Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori untuk Meningkatkan Penjualan di Kandang Kopi Tasikmalaya. *Indonesian Journal Computer Science*, 2(2), 87–94. <https://doi.org/10.31294/ijcs.v2i2.2497>
9. Aufarizqi, A., Enri, U., & Umaidah, Y. (2024). Market Basket Analysis untuk Optimalisasi Layout Mini Market Hugo Menggunakan Algoritma Apriori. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(4), 8014–8022. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i4.10623>
10. Heikal, J., & Gandhi, A. (2024). Enhancing Retail Supermarket Financial Performance Through Market Basket Analytics Using Apriori Algorithm in Indonesia Market Case. *Applied Quantitative Analysis*, 4(1), 42–53. <https://doi.org/10.31098/quant.2153>
11. Hendra, H., Hermawan, A., & Edy, E. (2024). Smart Product Recommendations in Web E-Commerce: Leveraging Apriori Algorithm for Market Basket Analysis. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 18(3). <https://doi.org/10.22146/ijccs.89075>
12. Hery, H., & Widjaja, A. E. (2024). Analysis of Apriori and FP-Growth Algorithms for Market Basket Insights: A Case Study of The Bread Basket Bakery Sales. *Journal of Digital Market and Digital Currency*, 1(1). <https://doi.org/10.47738/jdmcd.v1i1.2>

DOI: <https://doi.org/10.69693/ijmst.v4i3.13733>

Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

13. Omol, E. J., Onyango, D. A., Mburu, L. W., & Abuonji, P. A. (2024). Apriori Algorithm and Market Basket Analysis to Uncover Consumer Buying Patterns: Case of a Kenyan Supermarket. *Buana Information Technology and Computer Sciences*, 5(2), 51–63. <https://doi.org/10.36805/bit-cs.v5i2.6082>
14. Susanto, J., & Fenriana, I. (2024). Web-Based POS with Apriori Market Basket Analysis. *bit-Tech*, 6(3), 271–280. <https://doi.org/10.32877/bt.v6i3.926>
15. Susilayani, A., Putri, E. T., Hartono, L., & Ardi, M. (2024). Implementasi Metode Market Basket Analysis untuk Menentukan Menu Paket Penjualan di Bius Café. *Journal of Big Data Analytic and Artificial Intelligence*, 7(2), 62–68. <https://doi.org/10.71302/jbidai.v7i2.63>
16. Chandra, T. (2025). Penerapan Data Mining untuk Menentukan Pola Pembelian Produk dengan Algoritma Apriori. *Jurnal TIMES*, 14(2), 195–201. <https://doi.org/10.51351/jtm.14.2.2025894>
17. Hidayatuloh, S., Sari, C. D. N., & Ghofar, T. (2025). Strategi Penempatan Produk Berdasarkan Analisis Market Basket dengan Algoritma Apriori di Swalayan ABC Purwokerto. *Jurnal Teknik Industri, Bisnis Digital, dan Teknik Logistik*, 4(1), 1–8. <https://doi.org/10.20895/trinistik.v4i1.1822>
18. Rahman, I. F., & Riana, D. (2025). Market Basket Analysis untuk Penjualan Retail: Perbandingan Akurasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Berbasis CRISP-DM. *Jurnal Algoritma*, 22(1), 468–479. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.22-1.2303>
19. Samasto, R. B., & Mailoa, E. (2025). Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori untuk Mendukung Strategi Promosi Produk. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 16(2), 17–25. <https://doi.org/10.51903/jtikp.v16i2.1011>
20. Subechi, F. H., Surejo, S., & Utami, E. U. S. (2025). Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori pada Toko Komputer. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(3). <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i3.2172>