

MARKET BASKET ANALYSIS MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI UNTUK STRATEGI PENJUALAN PRODUK BAHAN BANGUNAN DI CV ALBA

Husein Zidan¹, Ionia Veritawati²

^{1,2}Universitas Pancasila

Srengseng Sawah, Jagakarsa, Jakarta

E-mail : 4522210012@univpancasila.ac.id¹, ionia.veritawati@univpancasila.ac.id²

ABSTRAK

Penelitian ini dilatarbelakangi adanya penurunan penjualan produk Genteng Beton merek HMD dan kurangnya sistem digitalisasi di CV ALBA dalam kurun waktu 2024–2025. Penurunan penjualan ini menunjukkan adanya penurunan daya tarik pembelian konsumen pada produk genteng beton HMD. Dari hasil observasi yang ada, peneliti menggunakan metode *Market Basket Analysis* untuk menangani solusi penurunan pembelian pada produk bahan bangunan, dan juga menggunakan konsep *Quantitative Assosiation Rules*, dikarenakan data yang dikelola bukan hanya produk per-item, tetapi kuantitas pembelian juga akan dimasukan ke model. Dengan menggunakan metode *Market Basket Analysis* diharapkan menyelesaikan masalah yang ada. Data yang dianalisis dalam penelitian ini sebanyak 1.000 transaksi beserta kuantitasnya pada periode Januari 2024 – Juni 2025. Dari penelitian dengan algoritma Apriori dan menggunakan parameter *minimum support* 3%, *minimum confidence* 30%, dan *lift ratio* > 1 menghasilkan 6.421 aturan. Dari seluruh aturan yang terbentuk, peneliti mengambil 3 aturan terbaik dari 2-itemset hingga 7-itemset sebagai *insight* utama dalam rekomendasi *bundling* penjualan.

Kata kunci : *Market Basket Analysis, Quantitative Association Rules, Algoritma Apriori, Strategi Bisnis, Bundling Produk.*

ABSTRACT

This research is motivated by the decline in sales of HMD brand Concrete Roof tiles and the lack of digitalization systems at CV ALBA during the period of 2024–2025. The decrease in sales indicates a reduction in consumer purchasing interest toward HMD concrete roof tile products. Based on the results of observations, the researcher applies Market Basket Analysis to address the purchasing decline in building material products, and incorporates the concept of Quantitative Association Rules, as the dataset consists not only of per-item product transactions but also includes purchase quantities integrated into the model. The application of Market Basket Analysis is expected to provide solutions to the identified problem. The data analyzed in this study comprises 1.000 transactions along with their purchase quantities, collected from January 2024 to June 2025. The Apriori algorithm was applied using minimum support of 3%, minimum confidence of 30%, and lift ratio > 1, resulting in 6.421 generated rules. From all the rules formed, the researcher selected the top 3 best rules from 2-itemset to 7-itemset as key insights for product bundling sales recommendations.

Keyword : *Market Basket Analysis, Quantitative Association Rules, Apriori Algorithm, Business Strategy, Product Bundling.*

1. PENDAHULUAN

Pemanfaatan data transaksi menjadi salah satu kebutuhan penting dalam mendukung pengambilan keputusan pada perusahaan. Data penjualan tidak hanya berfungsi sebagai arsip operasional, tetapi dapat dianalisis untuk memahami perilaku konsumen serta mendukung strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran (Isarianto et al., 2024; Sibarani et al., 2024). Analisis pola pembelian memungkinkan perusahaan mengetahui keterkaitan antar produk sehingga dapat digunakan dalam penyusunan strategi penjualan seperti promosi dan paket *bundling* (Vinaya et al., 2024; Pada et al., 2022).

Salah satu pendekatan yang digunakan untuk menemukan pola pembelian adalah *Market Basket Analysis*. Metode ini memanfaatkan aturan asosiasi untuk menemukan kombinasi produk yang sering muncul dalam transaksi (Despitaria et al., 2025). Algoritma Apriori banyak digunakan karena mampu membentuk *frequent itemset* yang mudah dipahami, meskipun masih berfokus pada keberadaan produk tanpa mempertimbangkan jumlah pembelian (Fitriyani, 2015).

Pada transaksi produk bahan bangunan, jumlah pembelian setiap item memiliki pengaruh penting terhadap kebutuhan pelanggan. Oleh karena itu digunakan pendekatan *Quantitative Association Rules* untuk menghasilkan aturan asosiasi yang tidak hanya menunjukkan hubungan antar produk tetapi juga mempertimbangkan kuantitas pembelian. Pendekatan ini diharapkan menghasilkan pola yang lebih representatif sehingga dapat digunakan sebagai dasar penyusunan strategi *bundling* produk dan pengambilan keputusan penjualan berbasis data.

1.1 Market Basket Analysis (MBA)

Market Basket Analysis (MBA) merupakan teknik *data mining* yang digunakan untuk menemukan hubungan antar produk yang sering dibeli secara bersamaan berdasarkan data transaksi pelanggan. Melalui analisis pola pembelian, perusahaan dapat mengidentifikasi kombinasi produk yang muncul dalam satu transaksi sehingga dapat dimanfaatkan dalam penyusunan strategi bisnis seperti penataan produk,

promosi, dan paket penjualan (Firmansyah et al., 2021).

MBA bekerja dengan membentuk aturan asosiasi yang menggambarkan keterkaitan antar item dalam keranjang belanja pelanggan (Meisyah et al., 2025). Informasi ini membantu perusahaan memahami perilaku konsumen dan mendukung pengambilan keputusan berbasis data, termasuk perencanaan persediaan dan strategi pemasaran. Pemanfaatan MBA juga mendorong penggunaan data transaksi secara lebih optimal sebagai sumber informasi strategis dalam pengelolaan bisnis (Rizkyanto et al., 2021).

1.2 Quantitative Association Rules (QAR)

Association Rule merupakan teknik data mining yang digunakan untuk menemukan hubungan antar produk dalam suatu transaksi sehingga dapat diketahui item yang sering muncul secara bersamaan. Informasi keterkaitan tersebut membantu perusahaan memahami pola belanja konsumen dan dapat dimanfaatkan dalam penyusunan strategi promosi maupun paket penjualan (Indriyawati et al., 2021).

Pengembangan dari metode tersebut adalah *Quantitative Association Rules* (QAR) yang diperkenalkan untuk mempertimbangkan jumlah pembelian setiap item, bukan hanya keberadaannya dalam transaksi (Agrawal, 1994). Perbedaan utama dengan aturan asosiasi konvensional terletak pada adanya proses diskritisasi nilai numerik sebelum pembentukan *frequent itemset* dan aturan asosiasi (Muji, 2013). Dengan pendekatan ini, pola yang dihasilkan tidak hanya menunjukkan hubungan antar produk tetapi juga tingkat kuantitas pembelian sehingga lebih representatif terhadap kondisi transaksi sebenarnya.

Dalam QAR, data numerik diubah terlebih dahulu ke dalam bentuk kategori melalui proses diskritisasi. Penelitian ini menggunakan metode *equal-width* untuk membagi rentang nilai ke dalam beberapa interval dengan lebar yang sama, kemudian setiap interval direpresentasikan sebagai kelompok kategori seperti rendah, sedang, dan tinggi (Kaushik et al., 2023). Proses pengelompokan ini memungkinkan terbentuknya aturan berbasis kuantitas

sehingga hasil analisis lebih informatif untuk penyusunan strategi *bundling* produk.

Perhitungan lebar interval ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$Width\ bin = \frac{a_{max} - a_{min}}{k} \quad (1)$$

Batas setiap interval kemudian ditentukan menggunakan Persamaan (2).

$$Limit = a_{min} + (i \times Width\ bin) \quad (2)$$

Keterangan :

- (a) a_{max} = nilai maksimum data
- (b) a_{min} = nilai minimum data
- (c) k = jumlah interval/kelas
- (d) i = indeks interval (0, 1, 2, ..., k)

1.3 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan metode *association rule mining* yang digunakan untuk menemukan pola keterkaitan antar item berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam kumpulan transaksi (Amanda et al., 2023; Deborah et al., 2024). Melalui algoritma ini dapat diidentifikasi produk yang sering dibeli secara bersamaan sehingga dapat dimanfaatkan dalam penyusunan strategi penjualan seperti *bundling* produk. Meskipun terdapat metode lain seperti *FP-Growth*, *Apriori* masih banyak digunakan karena prinsip kerjanya sederhana dan hasil aturan yang dihasilkan mudah dipahami (Rambe et al., 2020; Rachman et al., 2021; Kurniawati et.al, 2024).

Apriori bekerja dengan mencari *frequent itemset* menggunakan prinsip *downward closure*, yaitu apabila suatu kombinasi item tidak memenuhi batas minimum support maka kombinasi yang lebih besar tidak perlu diperiksa (Rambe et al., 2020). Proses pembentukan *frequent itemset* dilakukan melalui tahap *join* dan *prune* secara berulang hingga tidak ditemukan kombinasi baru yang memenuhi syarat minimum. Dengan mekanisme ini, hanya pola yang sering muncul dalam transaksi yang dipertahankan untuk pembentukan aturan asosiasi.

Kekuatan hubungan antar item diukur menggunakan nilai *support* dan *confidence*. Nilai *support* menunjukkan proporsi kemunculan suatu item atau kombinasi item dalam seluruh transaksi. Perhitungan *support* untuk satu item dan dua item berturut-turut ditunjukkan pada Persamaan (3) dan Persamaan (4).

Selain *support* dan *confidence*, kualitas aturan asosiasi dievaluasi menggunakan nilai *lift ratio*. Nilai ini digunakan untuk mengukur tingkat kekuatan hubungan antar item dengan membandingkan peluang kemunculan item secara bersamaan terhadap peluang kemunculan jika kedua item saling independen. Nilai *lift ratio* membantu menentukan apakah suatu aturan benar-benar memiliki hubungan atau hanya terjadi secara kebetulan. Perhitungan *lift ratio* ditunjukkan pada Persamaan (5).

$$Support\ (A) = \frac{(\text{Jumlah Transaksi mengandung A})}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \quad (3)$$

$$Confidence\ P(A|B) = \frac{(\text{Support A dan B})}{(\text{support A})} \times 100\% \quad (4)$$

$$Lift\ Ratio = \frac{Confidence(A,B)}{Support(B)} \quad (5)$$

Keterangan

- (a) *Support* (A) = persentase transaksi yang mengandung item A
- (b) Jumlah transaksi mengandung A = banyaknya transaksi yang memuat item A
- (c) Total transaksi = seluruh transaksi dalam dataset
- (d) *Support* (A ∩ B) = jumlah transaksi yang mengandung item A dan B
- (e) *Confidence* P(A|B) = tingkat kepercayaan bahwa transaksi yang mengandung A juga mengandung B
- (f) *Confidence* (A,B) = nilai confidence dari aturan A → B
- (g) *Support* (B) = persentase transaksi yang mengandung item B
- (h) 100% = konversi hasil perhitungan ke bentuk persentase
- (i) *Lift Ratio* = ukuran kekuatan hubungan antara A dan B dibandingkan kejadian B secara acak

1.4 Strategi Penjualan Bisnis

Data transaksi merupakan aset penting dalam mendukung pengambilan keputusan bisnis karena mencerminkan perilaku pembelian konsumen dan dapat digunakan sebagai dasar penyusunan strategi penjualan

(Vinaya et al., 2024). Melalui analisis data transaksi, perusahaan dapat memahami kebiasaan belanja pelanggan serta menemukan keterkaitan antar produk sehingga strategi yang dihasilkan lebih tepat sasaran dibanding hanya berdasarkan pengalaman operasional. Strategi bisnis sendiri merupakan perencanaan jangka panjang yang mempertimbangkan kondisi internal dan eksternal perusahaan untuk mencapai tujuan tertentu melalui pendekatan diferensiasi produk, efisiensi biaya, maupun fokus pada segmen pasar (Pada et al., 2022; Sari et al., 2021). Untuk mendukung hal tersebut diperlukan metode yang mampu mengolah data secara sistematis, salah satunya *data mining* yang dapat menemukan pola tersembunyi seperti hubungan antar produk yang sering dibeli bersama sehingga dapat digunakan sebagai dasar perumusan strategi penjualan yang lebih efektif (Isarianto et al., 2024).

2. PERMASALAHAN

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, rumusan masalah pada CV ALBA, sebuah perusahaan yang bergerak dalam penjualan bahan bangunan, dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Data yang tersedia masih berupa *manual* (berupa kertas invoice dan kwitansi pembelian).
- Belum ada laporan model produk yang memiliki keterkaitan tinggi dan relevan untuk dijual bersamaan di perusahaan CV ALBA.
- Belum tersedia sistem yang dapat menganalisis pola pembelian pelanggan yang dapat dimanfaatkan untuk menyusun strategi penjualan di Perusahaan CV ALBA.

Berdasarkan rumusan masalah yang dibuat, berikut adalah tujuan penelitian ini:

- Merubah data manual menjadi digitalisasi (bentuk *excel*).
- Membuat model yang dapat menunjukan seluruh produk yang memiliki keterkaitan tinggi dan relevan untuk dijual bersamaan di perusahaan CV ALBA.
- Membuat sistem yang dapat menganalisis pola pembelian pelanggan yang dapat dimanfaatkan untuk

menyusun strategi penjualan di perusahaan CV ALBA.

3. METODOLOGI

Metodologi penelitian ini menggunakan kerangka kerja *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) karena menyediakan tahapan terstruktur dalam proses *data mining* mulai dari pemahaman tujuan bisnis hingga penerapan hasil analisis (Firmansyah et al., 2021). Pendekatan ini memastikan proses analisis data dilakukan secara sistematis, terarah, dan selaras dengan kebutuhan bisnis. Berikut adalah penjelasan dari masing-masing tahapan.

3.1 Business Understanding (Pemahaman Bisnis)

Perkembangan industri manufaktur mendorong perusahaan memanfaatkan data transaksi sebagai sumber informasi strategis dalam pengambilan keputusan pemasaran. Analisis pola pembelian pelanggan umumnya dilakukan menggunakan *Market Basket Analysis* melalui *Association Rule Mining* seperti algoritma Apriori untuk menemukan keterkaitan produk yang sering dibeli bersama. Namun pendekatan asosiasi konvensional hanya mempertimbangkan keberadaan produk tanpa memperhatikan jumlah pembelian, padahal pada produk bahan bangunan kuantitas memiliki peran penting. Oleh karena itu penelitian ini menggunakan *Quantitative Association Rules* (QAR) untuk merepresentasikan hubungan antar produk beserta nilai kuantitas pembeliannya. Tujuan penelitian adalah menghasilkan aturan asosiasi kuantitatif yang dapat digunakan sebagai dasar penyusunan strategi *bundling* produk pada CV ALBA.

3.2 Data Understanding (Pemahaman Data)

Tahap pemahaman data dilakukan dengan mengumpulkan data transaksi penjualan CV ALBA yang masih dicatat secara manual dalam bentuk nota dan *invoice* fisik. Data tersebut kemudian didigitalisasi ke dalam format Microsoft Excel untuk mempermudah proses analisis. Proses ini mencakup pemeriksaan struktur data, identifikasi atribut yang relevan, serta pembersihan data akibat pencatatan manual yang belum terintegrasi

dengan sistem digital. Data yang digunakan berjumlah sekitar seribu transaksi penjualan selama periode Januari 2024 hingga Juni 2025. Setiap transaksi memuat informasi kuantitas pembelian produk genteng beton HMD beserta aksesorisnya, seperti nok, lisplang, ujung atas, ujung bawah, *threeway*, dan *fourway*. Data nilai penjualan tidak digunakan dalam analisis karena penelitian berfokus pada pola keterkaitan dan kuantitas pembelian produk. Atribut utama dalam dataset meliputi nomor transaksi dan jenis produk (nama-nama produk) beserta jumlah pembeliannya seperti pada Tabel 1. Seluruh data yang telah didigitalisasi dan dibersihkan kemudian digunakan sebagai dasar dalam proses analisis menggunakan algoritma *Apriori* dan *Quantitative Association Rules* untuk menemukan pola pembelian berbasis kuantitas.

Tabel 1. Contoh Data Transaksi Penjualan CV ALBA

No	Product						
	Genteng	Nok	Lisplang	Ujung atas	Ujung Bawah	Three-way	Four-way
1	600	60	30	2	4	0	1
2	320	20	20	0	2	2	2
3	1100	90	45	3	5	4	3
4	540	40	20	1	3	1	4
5	300	5	5	0	1	1	1
6	800	70	35	2	4	3	2
7	450	30	15	1	2	1	0
8	980	85	40	3	5	2	3
9	380	18	10	0	2	0	1

3.3 Data Preparation (Persiapan Data)

Proses pembersihan data dilakukan dengan menghapus baris yang mengandung nilai kosong (*missing value*) agar tidak mempengaruhi hasil analisis. Implementasi penghapusan data ditunjukkan pada Gambar 1.

```
df = df.dropna().reset_index(drop=True)
```

Gambar 1. Kode Python untuk Hapus Baris

Setelah tahap pembersihan selesai, data kuantitas pembelian kemudian didiskritisasi ke dalam bentuk kategorikal sehingga dapat digunakan pada proses pembentukan aturan asosiasi. Hasil akhir data setelah tahap *preprocessing* ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 1. Hasil dari Pengelompokan Interval

Atribut	Kategori	Interval
---------	----------	----------

Atribut	Kategori	Interval
Genteng	Rendah	300 – 567
Genteng	Sedang	568 – 834
Genteng	Tinggi	≥ 835
Nok	Rendah	5 – 33
Nok	Sedang	34 – 61
Nok	Tinggi	≥ 62
Lisplang	Rendah	5 – 18
Lisplang	Sedang	19 – 31
Lisplang	Tinggi	≥ 32
Ujung Atas	Rendah	0 – 1
Ujung Atas	Sedang	2 – 2
Ujung Atas	Tinggi	≥ 3
Ujung Bawah	Rendah	1 – 3
Ujung Bawah	Sedang	3 – 5
Ujung Bawah	Tinggi	≥ 6
Threeway	Rendah	0 – 1
Threeway	Sedang	2 – 2
Threeway	Tinggi	≥ 3
Fourway	Rendah	0 – 1
Fourway	Sedang	2 – 2
Fourway	Tinggi	≥ 3

Data yang sudah dikelompokkan akan di gabungkan menjadi seperti pada Gambar 2, dimana tabel transaksi sudah tergabung dengan identitas kuantitasnya.

Transaksi Item
1 Fourway=Sedang; Genteng=Sedang; Lisplang=Sedang; Nok=Sedang; Threeway=Rendah; Ujung Atas=Tinggi; Ujung Bawah=Tinggi
2 Fourway=Sedang; Genteng=Rendah; Lisplang=Sedang; Nok=Rendah; Threeway=Sedang; Ujung Atas=Rendah; Ujung Bawah=Sedang
3 Fourway=Tinggi; Genteng=Tinggi; Lisplang=Tinggi; Nok=Tinggi; Threeway=Tinggi; Ujung Atas=Tinggi; Ujung Bawah=Tinggi
4 Fourway=Tinggi; Genteng=Rendah; Lisplang=Sedang; Nok=Sedang; Threeway=Sedang; Ujung Atas=Sedang; Ujung Bawah=Sedang
5 Fourway=Sedang; Genteng=Rendah; Lisplang=Rendah; Nok=Rendah; Threeway=Sedang; Ujung Atas=Rendah; Ujung Bawah=Rendah
6 Fourway=Sedang; Genteng=Sedang; Lisplang=Tinggi; Nok=Tinggi; Threeway=Tinggi; Ujung Atas=Tinggi; Ujung Bawah=Tinggi
7 Fourway=Rendah; Genteng=Rendah; Lisplang=Rendah; Nok=Rendah; Threeway=Sedang; Ujung Atas=Sedang; Ujung Bawah=Sedang
8 Fourway=Tinggi; Genteng=Tinggi; Lisplang=Tinggi; Nok=Tinggi; Threeway=Sedang; Ujung Atas=Tinggi; Ujung Bawah=Tinggi
9 Fourway=Sedang; Genteng=Rendah; Lisplang=Rendah; Nok=Rendah; Threeway=Rendah; Ujung Atas=Rendah; Ujung Bawah=Sedang

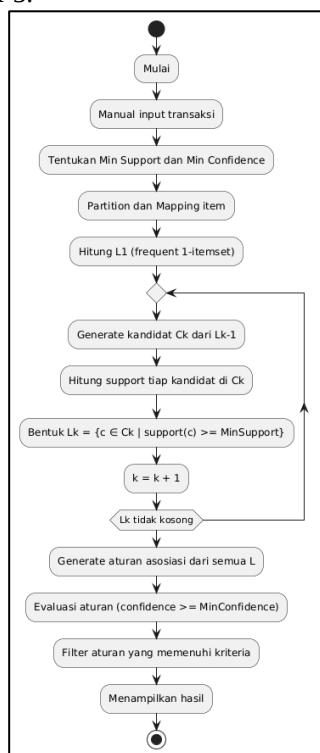
Gambar 2. Data Transaksi yang Sudah Dipersiapkan untuk Diproses Model

3.4 Modeling (Pemodelan)

Tahap pemodelan dilakukan dengan menerapkan algoritma *Apriori* pada data transaksi yang telah melalui proses *preprocessing*. Pada tahap ini ditentukan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* sebagai ambang batas dalam pembentukan *frequent itemset* dan aturan asosiasi. Proses dimulai dari pembentukan kandidat 1-itemset (C1), kemudian dilakukan seleksi berdasarkan nilai *minimum support* untuk memperoleh *frequent itemset* (L1). Tahapan ini dilakukan secara iteratif melalui proses

join dan *prune* hingga tidak ditemukan kombinasi item baru yang memenuhi ambang batas.

Setelah seluruh *frequent itemset* diperoleh, aturan asosiasi dibentuk dan dievaluasi menggunakan nilai *confidence* serta *lift ratio* untuk memastikan kekuatan hubungan antar item. Aturan yang tidak memenuhi ambang batas akan dieliminasi sehingga hanya aturan yang signifikan yang dipertahankan. Proses alur algoritma Apriori dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Alur Algoritma Apriori dengan QAR

Untuk menggambarkan proses perhitungan, digunakan skenario data contoh dengan parameter *minimum support* sebesar tiga puluh persen (30%), *minimum confidence* sebesar enam puluh persen (60%), dan nilai *lift ratio* lebih dari satu (> 1). Hasil pemodelan adalah sejumlah aturan asosiasi kuantitatif yang merepresentasikan keterkaitan produk berdasarkan kategori jumlah pembelian, yang selanjutnya digunakan sebagai dasar penyusunan strategi *bundling* produk.

3.5 Evaluation (Evaluasi)

Evaluasi dilakukan untuk menilai kualitas dan kekuatan aturan asosiasi yang dihasilkan. Selain menggunakan nilai *support* dan *confidence*, penelitian ini menerapkan *lift ratio* sebagai ukuran evaluasi tambahan untuk memastikan bahwa hubungan antar produk tidak terjadi secara kebetulan. Nilai *lift ratio* digunakan untuk mengukur tingkat ketergantungan antar item, dimana aturan dengan nilai *lift ratio* lebih besar dari satu menunjukkan adanya hubungan positif dan dianggap layak digunakan sebagai dasar rekomendasi *bundling* produk.

Gambar 4 menampilkan aturan asosiasi sebelum dilakukan evaluasi menggunakan *lift ratio*. Selanjutnya dilakukan proses penyaringan dengan mengeliminasi aturan yang memiliki nilai *lift ratio* kurang dari atau sama dengan satu. Hasil akhir setelah proses evaluasi ditunjukkan.

No	Aturan	Confidence	Lift
1	Genteng=Rendah → Fourway=Sedang	0,6	1
2	Genteng=Sedang → Fourway=Sedang	1	1,667
3	Lisplang=Sedang → Fourway=Sedang	0,75	1,25
4	Nok=Rendah → Fourway=Sedang	0,75	1,25
...	...	...	...
169	Ujung Bawah=Tinggi, Nok=Tinggi → Ujung Atas=Tinggi, Lisplang=Tinggi	1	3,333
170	Ujung Bawah=Tinggi, Ujung Atas=Tinggi → Lisplang=Tinggi, Nok=Tinggi	0,6	2
171	Ujung Bawah=Tinggi, Ujung Atas=Tinggi, Lisplang=Tinggi → Nok=Tinggi	1	3,333
172	Ujung Bawah=Tinggi, Ujung Atas=Tinggi, Nok=Tinggi → Lisplang=Tinggi	1	3,333

Gambar 2. Tampilan Aturan Asosiasi Sebelum Dilakukan Evaluasi

Gambar 5, berisi aturan asosiasi yang telah memenuhi seluruh kriteria *support*, *confidence*, dan *lift ratio*, sehingga dinilai signifikan dan siap digunakan sebagai dasar penyusunan strategi penjualan.

No	Aturan	Confidence	Lift
1	Genteng=Sedang → Fourway=Sedang	1	1,667
2	Lisplang=Sedang → Fourway=Sedang	0,75	1,25
3	Nok=Rendah → Fourways=Sedang	0,75	1,25
4	Ujung Atas=Rendah → Fourway=Sedang	1	1,667
...	...	...	...
165	Ujung Bawah=Tinggi, Nok=Tinggi → Ujung Atas=Tinggi, Lisplang=Tinggi	1	3,333
166	Ujung Bawah=Tinggi, Ujung Atas=Tinggi → Lisplang=Tinggi, Nok=Tinggi	0,6	2
167	Ujung Bawah=Tinggi, Ujung Atas=Tinggi, Lisplang=Tinggi → Nok=Tinggi	1	3,333
168	Ujung Bawah=Tinggi, Ujung Atas=Tinggi, Nok=Tinggi → Lisplang=Tinggi	1	3,333

Gambar 3 Tampilan Aturan Asosiasi Sesudah Dilakukan Evaluasi

3.6 Deployment (Penerapan)

Tahap penerapan dilakukan dengan mengimplementasikan hasil analisis ke dalam sebuah aplikasi berbasis web lokal yang dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python dan framework Flask. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk memasukkan data transaksi, menjalankan proses analisis menggunakan algoritma Apriori, dan

menampilkan hasil aturan asosiasi yang direkomendasikan sebagai dasar *bundling* produk. Dengan adanya aplikasi ini, hasil penelitian dapat dimanfaatkan secara langsung oleh pihak CV ALBA sebagai alat bantu pengambilan keputusan dalam strategi penjualan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Implementasi Perangkat Lunak

Pada sub bab ini akan di jelaskan implementasi perangkat lunak untuk melakukan analisis pola *bundling* menggunakan algoritma *Apriori* pada pengamatan data transaksi sebagai sumber data. Terdapat beberapa skema tampilan program yang akan dijelaskan secara detail pada sub-bab 4.1.1 dan 4.1.2.

4.1.1 Implementasi Input

Pada gambar 6, ditampilkan antarmuka pengguna (UI) pada sistem ini, yang dirancang sederhana dan fokus pada fungsi utama, yaitu menerima input data transaksi dalam format Excel serta parameter analisis kuantitatif.

Gambar 6. Implementasi Input Data

Pada halaman awal, pengguna memberi form upload file yang berisi input File Excel, *Minimum Support*, *Minimum Confidence*, dan *Minimum Lift*, lalu tombol Proses digunakan untuk menjalankan analisis.

Gambar 7 adalah tampilan halaman isi data, yaitu seluruh data mentah dari file Excel yang telah dimasukkan, sehingga menampilkan dalam bentuk tabel responsif, dengan tujuan memvalidasi produk. Dengan melakukan Klik Tombol, akan kembali ke halaman hasil terakhir.

No	Genteng	Nirk	Lisplang	Ujung Atas	Ujung Bawah	Threeway	Fourway
1	1168	14	7	22	0	1	0
2	821	5	4	4	9	2	0
3	887	5	3	2	4	1	0
4	1073	9	5	16	21	0	0
5	1002	20	10	25	15	0	0
6	401	1	1	4	4	0	2
7	740	7	3	8	10	1	0
8	565	2	2	8	5	0	1
9	1038	14	7	30	10	0	0
10	805	7	3	5	5	2	0
11	495	3	1	4	4	0	2
12	627	10	5	7	4	1	0
13	884	6	3	1	12	2	0

Gambar 7. Tampilan Isi Data Transaksi

4.1.2 Implementasi Output

Gambar 8 adalah setelah proses selesai, sistem menampilkan halaman hasil yang berisi tabel seluruh aturan asosiasi beserta nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio*, serta tombol navigasi ke halaman kesimpulan dan isi data *Excel*. Di halaman tersebut di perlihatkan seluruh hasil L2-Lk untuk di evaluasi pada peneliti.

No	Aturan	Support	Confidence	Lift
1	Fourway-Rendah → Genteng-Tinggi	0.248	0.383	1.153
2	Genteng-Tinggi → Fourway-Rendah	0.248	0.747	1.153
3	Fourway-Rendah → Nirk-Sedang	0.254	0.392	1.054
4	Nirk-Sedang → Fourway-Rendah	0.254	0.383	1.054
5	Ujung Atas-Sedang → Nirk-Sedang	0.102	0.537	1.498
6	Genteng-Tinggi → Nirk-Sedang	0.159	0.479	1.287
7	Nirk-Sedang → Genteng-Tinggi	0.159	0.427	1.287
8	Fourway-Rendah → Lisplang-Rendah	0.448	0.891	1.002
9	Lisplang-Rendah → Fourway-Rendah	0.448	0.849	1.002
10	Threeway-Rendah → Ujung Bawah-Rendah	0.379	0.753	1.038

Gambar 8. Gambar Seluruh Hasil Asosiasi

Attribut	Rendah	Sedang	Tinggi
Genteng	300 - 600	601 - 900	>= 901
Nirk	0 - 10	11 - 20	>= 21
Lisplang	0 - 10	11 - 20	>= 21
Ujung Atas	0 - 14	15 - 28	>= 29
Ujung Bawah	0 - 12	13 - 24	>= 25
Threeway	0 - 1	2 - 2	>= 3
Fourway	0 - 1	2 - 2	>= 3

Kesimpulan

2-Itemset (Top 3 Lift)

Lisplang-Tinggi → Nirk-Tinggi	0.173%
Ujung Atas-Tinggi → Genteng-Tinggi	0.173%
Genteng-Tinggi → Ujung Atas-Sedang	0.140%

3-Itemset (Top 3 Lift)

Fourway-Tinggi → Threeway-Rendah, Genteng-Rendah	0.121%
--	--------

Gambar 9. Hasil Bundling / Insight Penelitian

Pada gambar 9, dijelaskan kesimpulan yang diambil hanya 3 terbaik dari setiap itemset, dari 2-itemset sampai k-itemset. Tujuan tersebut untuk memudahkan peneliti mengambil evaluasi untuk pengelolaan *bundling* produk pada suatu perusahaan yang dijadikan objek.

Berdasarkan hasil penyaringan, pola *bundling* produk dapat dikelompokkan menjadi dua tipe pembelian, yaitu borongan (kategori kuantitas tinggi) dan individu (kategori kuantitas rendah). Pada kategori borongan, ditemukan hubungan kuat antar produk dengan nilai lift jauh di atas 1. Contohnya, kombinasi Ujung Atas = Tinggi $\rightarrow$ Genteng = Tinggi memiliki confidence 0,956 dan lift 2,879, sedangkan Ujung Bawah = Sedang $\rightarrow$ Genteng = Tinggi memiliki lift 1,98. Keterkaitan struktural lainnya seperti Ujung Atas = Sedang $\rightarrow$ Ujung Bawah = Sedang menunjukkan lift ratio 2,221. Nilai lift ratio yang tinggi ini mengindikasikan bahwa pembelian komponen utama atap dalam jumlah besar sangat memengaruhi pembelian komponen pelengkap lainnya, sehingga strategi yang disarankan adalah paket *bundling* borongan berbasis volume. Sebaliknya, pada kategori individu ditemukan pola keterkaitan produk dalam kuantitas rendah dengan nilai confidence tinggi dan lift tetap di atas 1. Contohnya, Nok = Rendah $\rightarrow$ Lisplang = Rendah memiliki confidence 1,0 dan lift 1,449; Genteng = Rendah $\rightarrow$ Ujung Bawah = Rendah memiliki confidence 0,96 dan lift ratio 1,322; serta Genteng = Rendah $\rightarrow$ Ujung Atas = Rendah menunjukkan confidence 1,0 dengan lift ratio 1,335. Pola ini mencerminkan pembelian skala kecil atau kebutuhan perbaikan ringan, sehingga strategi yang sesuai adalah *bundling* eceran dengan paket pelengkap harga ringan. Dengan pengelompokan berdasarkan kuantitas tinggi dan rendah, hasil analisis tidak hanya bersifat deskriptif tetapi juga operasional karena dapat langsung diterjemahkan menjadi strategi penjualan yang berbeda sesuai skala kebutuhan pelanggan.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pemodelan menggunakan algoritma Apriori dengan pendekatan Quantitative Association Rules (QAR), ditetapkan parameter *minimum Support* 0.03 (3%), *minimum Confidence* 0.3 (30%), dan *Lift Ratio* > 1 sebagai ukuran signifikansi hubungan antar item.

Hasil analisis menunjukkan beberapa pola asosiasi sebagai berikut:

(a) 2-Itemset

Pada 2-itemset menghasilkan *rule* terbaik yaitu {Lisplang=Tinggi} $\rightarrow$ {Nok=Tinggi}.

Oleh karena itu, jika pembelian Lisplang ≥ 21 pcs, maka akan mendapatkan Nok ≥ 21 pcs.

(b) 3-Itemset

Pada 3-itemset menghasilkan *rule* terbaik yaitu {Fourway=Tinggi} $\rightarrow$ {Threeway=Rendah, Genteng=Rendah}. Oleh karena itu, jika pembelian Fourway ≥ 3 pcs, maka mendapatkan Genteng ≤ 600 pcs dan Threeway ≤ 1 pcs.

(c) 4-Itemset

Pada 4-itemset dihasilkan *rule* terbaik yaitu {Fourway=Tinggi} $\rightarrow$ {Nok=Rendah, Threeway=Rendah, Genteng=Rendah}. Oleh karena itu, jika pembelian Fourway ≥ 3 pcs, maka mendapatkan Nok ≤ 10 pcs, Threeway ≤ 1 pcs, dan Genteng ≤ 600 pcs.

(d) 5-Itemset

Pada 5-itemset dihasilkan *rule* terbaik yaitu {Lisplang=Rendah, Fourway=Tinggi} $\rightarrow$ {Nok=Rendah, Threeway=Rendah, Genteng=Rendah}. Oleh karena itu, jika pembelian Fourway ≥ 3 pcs dan Lisplang ≤ 10 pcs, maka mendapatkan Nok ≤ 10 pcs, Threeway ≤ 1 pcs, dan Genteng ≤ 600 pcs.

(e) 6-Itemset

Pada 6-itemset menghasilkan *rule* terbaik yaitu {Lisplang=Rendah, Fourway=Tinggi, Ujung_Bawah=Rendah} $\rightarrow$ {Nok=Rendah, Threeway=Rendah, Genteng=Rendah}. Oleh karena itu, jika pembelian Lisplang ≤ 10 pcs, Fourway ≥ 3 pcs, dan Ujung_Bawah ≤ 12 pcs, maka mendapatkan Nok ≤ 10 pcs, Threeway ≤ 1 pcs, dan Genteng ≤ 600 pcs.

(f) 7-Itemset

Pada 7-itemset menghasilkan *rule* terbaik yaitu {Lisplang=Rendah, Fourway=Tinggi, Ujung_Bawah=Rendah} $\rightarrow$ {Nok=Rendah, Threeway=Rendah, Ujung_Atas=Rendah, Genteng=Rendah}. Oleh karena itu, jika pembelian Lisplang ≤ 10 pcs, Fourway ≥ 3 pcs, dan Ujung_Bawah ≤ 12 pcs, maka akan mendapatkan Nok ≤ 10 pcs, Threeway ≤ 1 pcs, Ujung_atas ≥ 14 dan Genteng ≤ 600 pcs.

5.2 Saran

Hasil implementasi Market Basket Analysis menggunakan algoritma Apriori dengan pendekatan Quantitative Association Rules menghasilkan 6.421 aturan asosiasi dari 1.000 transaksi CV ALBA. Jumlah aturan yang besar menunjukkan bahwa algoritma berhasil mengekstraksi berbagai pola hubungan antar produk, sehingga diperlukan proses evaluasi menggunakan lift ratio untuk menyaring aturan yang benar-

benar signifikan dan relevan sebagai dasar strategi *bundling*.

DAFTAR PUSTAKA

- Agrawal, R., & Srikant, R. (1994). Fast algorithms for mining association rules. Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases (VLDB), 487–499. Santiago, Chile.
- Amanda, S. M., Setiawan, D., & Trisnawati, L. (2023). Penerapan algoritma Apriori dalam menganalisis pola minat beli konsumen di coffee shop. JEKIN - Jurnal Teknik Informatika, 1(2). <https://doi.org/10.58794/jekin.v3i1.483>
- Despitaria, Sujaini, H., & Tursina. (2016). Analisis asosiasi pada transaksi obat menggunakan data mining dengan algoritma A Priori. Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JUSTIN), 1(1), 1–7.
- Firmansyah, & Yulianto, A. (2021). Market basket analysis for books sales promotion using FP-Growth algorithm (Case study: Gramedia Matraman Jakarta). Journal of Informatics and Telecommunication Engineering, 4(2), 383–392. <https://doi.org/10.31289/jite.v4i2.4539>
- Fitriyani. (2015). Implementasi algoritma FP-Growth menggunakan association rule pada market basket analysis. Jurnal Informatika, 2(1).
- Indriyawati, H., & Winarti, T. (2021). Analisa data mining kemampuan lulusan dengan kebutuhan stakeholder menggunakan algoritma Apriori (Studi kasus Universitas Semarang). Proceeding Seminar Nasional Multi Disiplin Ilmu & Call for Papers (SENDI_U), 499–505, Semarang.
- Isarianto, S. A. S., Hidayah, Z. Z., & Abdul. (2024). Peran teknologi informasi dalam industri manufaktur menghadapi revolusi industri 4.0. DPPM Universitas Pelita Bangsa, 2(2).
- Kaushik, M., Sharma, R., Fister, I., & Draheim, D. (2023). Numerical association rule mining: A systematic literature review. arXiv Preprint arXiv:2307.00662. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2307.00662>
- Kurniawati, D., Pujiarini, E. H., & Munadi, I. (2024). Penerapan algoritma Apriori untuk identifikasi pola pembelian konsumen di restoran multi cabang. Journal of Innovation Research and Knowledge, 4(4), 2411–2418. <https://doi.org/10.53625/jirk.v4i4.8628> (JIRK)
- Meisyah, Putri, A., & Putri, M. A. (2025). Integrasi sistem informasi manajemen dengan teknologi big data dalam bisnis. Jurnal Ilmiah Ekonomi dan Manajemen, 3(2), 27–33. <https://doi.org/10.61722/jiem.v3i2.3794>
- Muji, A. A. (2013). Penggunaan metode quantitative association rules untuk mencari aturan asosiatif dari database pengobatan. Dalam Prosiding Seminar Nasional Teknik Informatika Universitas Ahmad Dahlan, 32–43. Universitas Ahmad Dahlan.
- Pada, S., Baru, P., & Korpri, S. (2022). Penerapan market basket analysis menggunakan proses knowledge discovery in database (KDD) sebagai strategi penjualan produk swalayan dalam perspektif ekonomi Islam (Skripsi). Universitas Islam Negeri Raden Intan Lampung.
- Rachman, R. (2021). Penentuan pola penjualan media edukasi dengan menggunakan metode algoritme Apriori dan FP-Growth. Paradigma, 23(1). <https://doi.org/10.31294p.v23i1.9884>
- Rambe, A., Syahputra, D., & Harahap, B. (2023). Implementasi algoritma Apriori pada pola pemilihan menu di Murai Kupa menggunakan RapidMiner. Jurnal Minfo Polgan, 12(1), 1569–1579.

- <https://doi.org/10.33395/jmp.v12i1.12918>
- Rizkyanto, B., Brata, A. H., & Fanani, L. (2021). Pengembangan aplikasi manajemen informasi konsultasi menyusui berbasis website (Studi kasus Mamina Mom & Baby Treatment Malang). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 5(12), 5356–5365.
- Sari, T. F. A. (2021). Faktor-faktor yang mempengaruhi SWOT: Strategi pengembangan SDM, strategi bisnis, dan strategi MSDM (Suatu kajian studi literatur manajemen sumber daya manusia). *Jurnal Ekonomi Manajemen Sistem Informasi (JEMSI)*, 2(5). <https://doi.org/10.31933/jemsi.v2i5>
- Sibarani, B. E., Setiawan, S., Hadi, T., Williams, T., & Mkhize, T. (2024). Penggunaan data analitik dalam strategi pemasaran untuk mempertahankan loyalitas pelanggan. *Mentari*, 3(1), 30–39. <https://doi.org/10.33050/mentari.v3i1>
- Vinaya, T. (2024). Strategi komunikasi pemasaran produk manufaktur di pasar domestik dalam meningkatkan brand awareness: Studi PT Argha Teknik Makmur. *Jurnal Ilmu Komunikasi*, 3(2), 159–168. <https://doi.org/10.70704/bc.v3i2.299>