

Penerapan Algoritma Apriori Dalam Mendukung Pengambilan Keputusan Produksi Seragam Pada UMKM Konveksi Hassa

Widya Salma^{*1}, Much Rifqi Maulana², Wachid Darmawan³

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Widya Pratama

³Manajemen Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Widya Pratama

Email: ^{*1}widyasal91@gmail.com, ²rifqi@iwima.ac.id, ³wachid.dw@iwima.ac.id

(Naskah masuk: 29 Desember 2025, diterima untuk diterbitkan: 20 Januari 2026)

Abstrak: UMKM Konveksi Hassa merupakan unit usaha produktif yang bergerak dalam pembuatan seragam sekolah dan kantor dengan volume transaksi yang terus berkembang. Seiring dengan peningkatan pesanan, diperlukan sebuah pendekatan sistematis untuk mengolah data transaksi yang ada menjadi informasi strategis guna mendukung perencanaan produksi yang lebih efisien. Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan pemanfaatan data historis pemesanan menggunakan algoritma Apriori melalui kerangka kerja CRISP-DM. Melalui tahapan pra-pemrosesan data hingga pengujian sensitivitas parameter, penelitian ini berhasil merumuskan pola keterkaitan antar produk secara akurat. Hasil pengujian menunjukkan bahwa parameter minimum support 0,05 dan minimum confidence 0,57 merupakan konfigurasi paling optimal yang menghasilkan 10 aturan asosiasi. Temuan utama mengidentifikasi hubungan kuat antara pesanan seragam jenjang SD, SMP, dan SMA dengan nilai lift sebesar 3,771, serta keterkaitan erat antara produk Blouse dan Kemeja dengan confidence 89,5%. Uji sensitivitas membuktikan bahwa parameter tersebut mampu menjaga keseimbangan antara kuantitas aturan dan validitas statistik. Implementasi temuan ini memberikan nilai tambah bagi manajemen dalam pengambilan keputusan terkait produksi dan pengelolaan stok berbasis data, sehingga mendukung pertumbuhan berkelanjutan UMKM Konveksi Hassa.

Kata Kunci – Algoritma Apriori; Aturan Asosiasi; Data Mining; UMKM; RapidMiner;

Implementation of the Apriori Algorithm to Support Production Decision Making at Hassa Convection MSME

Abstract: Hassa Convection MSME is a productive business unit engaged in the production of school and office uniforms, with a continuously growing transaction volume. Along with the increasing number of orders, a systematic approach is required to process existing transaction data into strategic information to support more efficient production planning. This study aims to optimize the utilization of historical order data using the Apriori algorithm within the CRISP-DM framework. Through stages ranging from data preprocessing to parameter sensitivity testing, the study successfully identified accurate association patterns among products. The results indicate that a minimum support of 0.05 and a minimum confidence of 0.57 constitute the most optimal configuration, generating 10 high-quality association rules. Key findings reveal a strong relationship among elementary, junior high, and senior high school uniform orders with a lift value of 3.771, as well as a close association between Blouse and Shirt products with a confidence of 89.5%. Sensitivity testing demonstrates that these parameters maintain a balance between the number of rules and statistical validity. The implementation of these findings provides added value for management in data-driven decision-making regarding production and inventory management, thereby supporting the sustainable growth of Hassa Convection MSME.

Keywords – Apriori Algorithm; Association Rules; Data Mining; MSMEs; RapidMiner;

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi di era digital memberikan peluang besar bagi Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) untuk memanfaatkan data transaksi secara optimal, sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan, perencanaan produksi, dan strategi pemasaran yang lebih tepat [1], [2]. Pemanfaatan data ini memungkinkan UMKM untuk mengenali pola perilaku

pelanggan, mengantisipasi permintaan pasar, serta meningkatkan efisiensi operasional dan daya saing di tengah persaingan usaha yang semakin ketat[3]. Selain itu, pengolahan data yang sistematis dapat menjadi dasar pengembangan inovasi produk dan layanan yang lebih responsif terhadap kebutuhan konsumen.

UMKM Konveksi Hassa, yang bergerak dalam produksi seragam sekolah dan kantor, memiliki catatan transaksi yang sebagian besar tersimpan dalam bentuk manual atau arsip[4]. Kondisi ini merupakan hal yang umum pada banyak UMKM skala kecil hingga menengah, sekaligus memberikan peluang bagi pengolahan data secara lebih sistematis untuk memperoleh *business insight* yang bermanfaat[5]. Misalnya, informasi mengenai kombinasi jenis seragam yang sering dipesan bersama dapat dijadikan acuan dalam perencanaan produksi, pengelolaan stok, dan strategi pelayanan pelanggan[6].

Dalam rangka memaksimalkan pemanfaatan data transaksi, pendekatan *data mining*, khususnya *association rule mining*, dapat digunakan untuk menggali pola keterkaitan antar item [7]. Salah satu metode yang umum diterapkan adalah algoritma Apriori, yang berfungsi untuk mengidentifikasi *frequent itemset* serta membentuk aturan asosiasi berdasarkan nilai *support* dan *confidence*. Penerapan Apriori telah terbukti efektif dalam berbagai konteks bisnis untuk mengidentifikasi pola keterkaitan produk, sehingga mendukung pengambilan keputusan berbasis data[8].

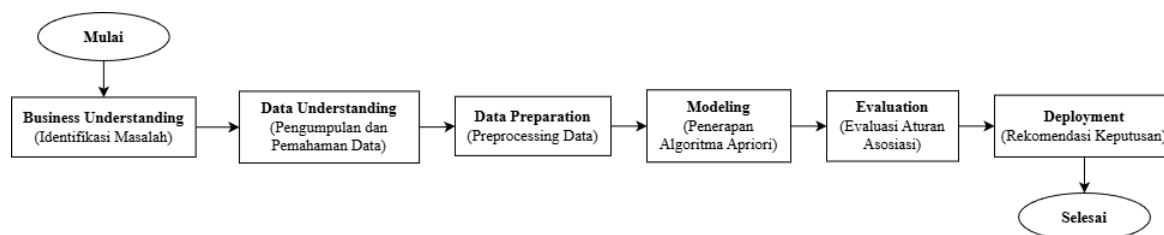
Berbagai penelitian terdahulu menunjukkan bahwa algoritma Apriori dapat membantu perencanaan persediaan, penataan produk, dan strategi promosi[9], [10], [11]. Penerapan Apriori pada data transaksi sembako membantu mengidentifikasi barang dengan permintaan tertinggi untuk pengaturan stok[9]. Apriori juga mampu menemukan pola pembelian produk pertanian yang sering diminati konsumen sehingga persediaan dapat dikelola lebih efisien[10]. Namun, pemilihan parameter *support* dan *confidence* yang kurang tepat dapat menyebabkan hilangnya informasi pola transaksi yang penting. Oleh karena itu, pengujian sensitivitas parameter sangat krusial untuk menemukan titik optimal antara jumlah aturan dan tingkat akurasi yang dihasilkan[12].

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan mengaplikasikan algoritma Apriori pada data transaksi pemesanan seragam guna menggali pola hubungan antar jenis seragam yang memiliki kecenderungan dipesan secara bersamaan. Temuan yang dihasilkan diharapkan dapat dimanfaatkan sebagai bahan pertimbangan dalam penyusunan strategi perencanaan produksi, pengelolaan persediaan, serta pengambilan keputusan berbasis data, sekaligus berkontribusi pada peningkatan kualitas layanan di UMKM Konveksi Hassa.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini disusun dengan mengacu pada Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) sebagai kerangka kerja utama dalam proses analisis data transaksi pemesanan seragam. CRISP-DM dipilih karena menyediakan alur kerja yang sistematis dan berorientasi pada pemecahan permasalahan bisnis melalui pemanfaatan teknik data mining[13], [14].

Dalam penelitian ini, tahapan CRISP-DM diadaptasi dan disesuaikan dengan kebutuhan analisis pada UMKM Konveksi Hassa, mulai dari identifikasi permasalahan produksi hingga pemanfaatan hasil analisis sebagai pendukung pengambilan keputusan. Urutan tahapan penelitian divisualisasikan dalam bentuk diagram alur penelitian yang disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Gambar 1 menunjukkan alur penelitian yang digunakan dalam menganalisis pola pemesanan seragam pada UMKM Konveksi Hassa dengan mengacu pada kerangka kerja *Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)*.

1. *Business Understanding*

Memahami tujuan dan kebutuhan bisnis serta menetapkan sasaran penelitian.

2. *Data Understanding*

Menilai kualitas data, mengidentifikasi atribut relevan, dan mendeteksi potensi masalah

3. *Data Preparation*

Menyiapkan data agar siap dianalisis melalui pembersihan, transformasi, dan pengkodean

4. *Modeling*

Menerapkan algoritma data mining sesuai tujuan penelitian untuk mengekstraksi pola.

5. *Evaluation*

Menilai kualitas model atau aturan berdasarkan metrik yang relevan.

6. *Deployment*

Menggunakan hasil analisis sebagai dasar pengambilan keputusan atau rekomendasi strategis.

2.1. *Tahapan Penelitian*

2.1.1. *Identifikasi Masalah*

Tahap identifikasi masalah bertujuan untuk mengetahui permasalahan yang dihadapi oleh UMKM Konveksi Hassa terkait perencanaan produksi seragam. Permasalahan utama yang ditemukan adalah belum dimanfaatkannya data transaksi pemesanan secara optimal untuk mengetahui pola keterkaitan antar jenis seragam yang sering dipesan secara bersamaan oleh pelanggan. Akibatnya, proses perencanaan produksi masih dilakukan berdasarkan pengalaman tanpa dukungan analisis data yang terstruktur.

2.1.2. *Pengumpulan dan Pemahaman Data*

Data transaksi pemesanan seragam dikumpulkan dari UMKM Konveksi Hassa, meliputi catatan selama enam bulan terakhir. Data ini mencakup nomor transaksi, jenis seragam yang dipesan, jumlah item, dan total item per transaksi. Tahap pemahaman data dilakukan untuk mengevaluasi struktur dan karakteristik dataset sebelum dilakukan preprocessing.

2.1.3. *Preprocessing Data*

Preprocessing dilakukan untuk mempersiapkan data agar sesuai dengan kebutuhan analisis algoritma Apriori. Proses ini mengikuti langkah-langkah yang umum digunakan dalam penelitian asosiasi rule sebelumnya[15], meliputi:

1. Pembersihan data dengan menghapus transaksi yang tidak lengkap atau tidak relevan.
2. Standarisasi penamaan jenis seragam untuk menghindari duplikasi.
3. Pengkodean setiap jenis seragam dengan kode unik untuk mempermudah transformasi ke format transaksi

2.1.4. *Modeling*

Pada tahap ini diterapkan algoritma Apriori untuk menganalisis data transaksi pemesanan seragam yang telah melalui proses preprocessing. Data transaksi dianalisis untuk mengekstraksi frequent itemset dan membentuk aturan asosiasi berdasarkan nilai minimum support dan confidence yang telah ditentukan. Hasil dari proses ini berupa pola keterkaitan antar jenis seragam yang sering dipesan secara bersamaan oleh pelanggan.

2.1.5. Evaluasi Aturan Asosiasi

Tahap evaluasi dilakukan untuk menilai kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma Apriori. Evaluasi dilakukan dengan memperhatikan nilai *support*, *confidence*, dan *lift* sebagai parameter utama dalam menilai kekuatan hubungan antar item. Aturan asosiasi yang memiliki nilai *lift* lebih dari satu dianggap menunjukkan hubungan yang kuat dan layak untuk dianalisis lebih lanjut sebagai dasar penyusunan rekomendasi keputusan.

2.1.6. Deployment

Tahap *deployment* merupakan tahap akhir dalam penelitian yang berfokus pada pemanfaatan hasil analisis aturan asosiasi yang telah dievaluasi. Pada tahap ini, hasil pola pemesanan seragam digunakan sebagai dasar dalam penyusunan rekomendasi keputusan bagi UMKM Konveksi Hassa. Rekomendasi tersebut dapat dimanfaatkan untuk mendukung perencanaan produksi dan pengelolaan stok seragam agar lebih efektif dan efisien sesuai dengan pola kebutuhan pelanggan.

2.2. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori dikenal sebagai metode yang umum digunakan dalam *association rule mining* untuk mengidentifikasi kombinasi item yang sering muncul (*frequent itemset*) berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam data transaksi[16]. Algoritma ini banyak diterapkan untuk menemukan pola keterkaitan antar item yang muncul secara bersamaan dalam suatu transaksi.

Algoritma Apriori bekerja dengan membangkitkan kandidat himpunan item secara bertahap dan melakukan penyaringan berdasarkan nilai *minimum support*. Hanya itemset yang memenuhi ambang batas *support* yang dipertahankan sebagai *frequent itemset*. Selanjutnya, dari *frequent itemset* tersebut dibentuk aturan asosiasi (*Association Rules*), yaitu hubungan yang menggambarkan keterkaitan kemunculan suatu kombinasi item dengan item lainnya dalam data transaksi.

Association Rules merupakan metode *data mining* yang bertujuan untuk mengidentifikasi keterkaitan antar item dalam suatu kumpulan data transaksi. Metode ini digunakan untuk menemukan pola atau aturan yang menunjukkan item-item yang cenderung muncul secara bersamaan dalam satu transaksi[17]. Aturan asosiasi yang dihasilkan menjadi dasar dalam mengidentifikasi pola kebutuhan seragam pelanggan pada UMKM Konveksi Hassa.

Pentingnya suatu aturan asosiasi diukur menggunakan tiga parameter utama, yaitu *support*, *confidence*, dan *lift*. *Support* mengukur proporsi kemunculan suatu itemset dalam seluruh transaksi, sedangkan *confidence* menunjukkan tingkat kepercayaan bahwa item B muncul ketika item A terjadi. *Lift* digunakan untuk menilai kekuatan hubungan antar item dengan membandingkan nilai *confidence* terhadap probabilitas kemunculan item B secara independen. Aturan dianggap signifikan dan layak dijadikan dasar rekomendasi jika nilai *lift* lebih besar dari 1, yang menunjukkan hubungan positif dan saling mempengaruhi antar item.

Rumus masing-masing parameter ditunjukkan pada Persamaan (1)–(3):

$$Support(A) = \frac{\sum \text{Transaksi yang mengandung } A}{\sum \text{Transaksi}} \times 100\% \quad (1)$$

Pada Persamaan (1), nilai $Support(A)$ merepresentasikan proporsi kemunculan item A terhadap keseluruhan data transaksi. Notasi $\sum$ transaksi yang mengandung A menunjukkan jumlah transaksi yang memuat item A, sedangkan $\sum$ transaksi menyatakan total seluruh transaksi yang digunakan dalam proses analisis.

Selanjutnya, nilai *confidence* dirumuskan pada Persamaan (2).

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

Pada Persamaan (2), nilai $Support(A \cup B)$ menggambarkan frekuensi kemunculan item A dan B secara bersamaan di dalam keseluruhan transaksi, sementara $Support(A)$ merepresentasikan frekuensi kemunculan item A secara individual pada seluruh data transaksi.

$$Lift(A \rightarrow B) = \frac{Confidence(A \rightarrow B)}{Support(B)} \quad (3)$$

Pada Persamaan (3), Nilai $Lift(A \rightarrow B)$ digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan antar item dengan mempertimbangkan tingkat kemunculan item B secara independen. Nilai $lift > 1$ menandakan bahwa kemunculan item A meningkatkan peluang munculnya item B (hubungan positif), $lift = 1$ menunjukkan tidak ada keterkaitan, dan $lift < 1$ menunjukkan hubungan lemah atau tidak signifikan.

2.2.1. Penentuan Parameter Dasar Aturan Asosiasi

Dalam penerapan algoritma Apriori pada data transaksi UMKM Konveksi Hassa, penentuan parameter dasar dilakukan untuk menghasilkan aturan asosiasi awal yang relevan dan stabil. Parameter ini digunakan sebagai acuan dalam proses analisis sebelum dilakukan pengujian sensitivitas:

1. Minimum Support: 5%. Itemset dianggap *frequent* jika muncul dalam minimal 5% dari seluruh transaksi. Nilai ini dipilih agar kombinasi item yang jarang tetapi relevan tetap dapat teridentifikasi.
2. Minimum Confidence: 57%, yang menunjukkan tingkat kepercayaan minimal bahwa kemunculan item A diikuti oleh item B. Nilai ini digunakan untuk menyeimbangkan jumlah aturan yang dihasilkan dengan tingkat keandalannya.
3. Lift digunakan sebagai indikator kualitas aturan asosiasi, di mana aturan dianggap valid apabila memiliki nilai $lift > 1$, yang menandakan adanya hubungan positif dan saling memengaruhi antar item dalam transaksi.

2.2.2. Pengujian Sensitivitas Parameter

Pengujian sensitivitas parameter dilakukan untuk mengetahui pengaruh perubahan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* terhadap jumlah serta kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma Apriori. Pengujian dilakukan dengan menerapkan beberapa kombinasi nilai parameter pada dataset yang sama, kemudian membandingkan jumlah aturan yang dihasilkan serta nilai $lift$ dari masing-masing skenario sebagai indikator kualitas hubungan antar item.

2.3. Sumber dan Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data primer yang diperoleh langsung dari UMKM Konveksi Hassa. Dataset terdiri dari catatan transaksi pemesanan seragam selama periode Maret hingga Agustus 2025. Pengumpulan data dilakukan melalui dokumentasi arsip digital maupun fisik, yang kemudian dikompilasi menjadi format terstruktur agar dapat diolah menggunakan teknik *data mining*.

Jenis data yang dikumpulkan bersifat kuantitatif, yang mencakup atribut nomor nota dan daftar item barang. Data ini selanjutnya dianalisis untuk memetakan distribusi item, frekuensi kemunculan setiap jenis seragam, serta pola keterkaitan antar-item yang sering dibeli secara bersamaan. Melalui pemahaman terhadap karakteristik data tersebut, proses *preprocessing* dilakukan secara presisi untuk menghasilkan dataset yang siap diuji menggunakan algoritma Apriori. Implementasi pemodelan dilakukan melalui perangkat lunak RapidMiner, yang memungkinkan visualisasi serta evaluasi aturan asosiasi secara interaktif dan intuitif guna menghasilkan rekomendasi strategi produksi yang akurat.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Deskripsi Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data transaksi pemesanan seragam dari UMKM Konveksi Hassa selama enam bulan terakhir, yaitu dari Maret hingga Agustus 2025. Dataset ini berjumlah 66 transaksi yang mencakup informasi terkait nomor transaksi, nama produk,

jumlah item yang dipesan, dan total item per transaksi. Data ini digunakan sebagai dasar untuk mengekstraksi pola keterkaitan antar jenis seragam melalui algoritma Apriori.

Tabel 1. Sampel Data Transaksi

ID Transaksi	Nama Order	QTY	Total
T001	Kemeja Pria Lengan Panjang	85	160
	Blouse Wanita Lengan Panjang	50	
	Hem Pria Lengan Pendek	25	
T002	Seragam SD Pria Lengan Pendek	60	420
	Seragam SMP Wanita Lengan Panjang	95	
	Seragam SMA Pria Lengan Pendek	120	
	Seragam SMA Wanita Lengan Panjang	145	
...	...	...	...
T066	Kemeja Pria Lengan Panjang	100	240
	Blouse Wanita Lengan Panjang	80	
	Hem Pria Lengan Pendek	60	

Tabel 1 menyajikan sampel data transaksi pemesanan seragam sebelum dilakukan proses *preprocessing*. Informasi jumlah item (*quantity*) dan total pesanan pada tabel ini berfungsi sebagai data pendukung, sedangkan dalam proses analisis algoritma Apriori, data yang digunakan berfokus pada keberadaan jenis seragam dalam setiap transaksi.

3.2. Hasil Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk menyiapkan dataset transaksi pemesanan seragam agar dapat dianalisis menggunakan algoritma Apriori. Proses ini dimulai dengan pembersihan data untuk menghapus transaksi yang tidak lengkap atau tidak relevan, serta standarisasi penamaan jenis seragam agar menghindari duplikasi akibat perbedaan penulisan.

Setiap jenis seragam kemudian dikategorikan dan diberikan kode unik untuk mempermudah pengelolaan data dan transformasi ke format transaksi. Pemberian kode ini bertujuan untuk menyederhanakan analisis association rule. Daftar kode item dan jenis seragam yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Kategori Jenis Item

No	Kode Item	Jenis Item
1	HM	Hem
2	KMJ	Kemeja
3	TNK	Tunik
4	BLS	Blouse
5	STK	Seragam TK
6	SSD	Seragam SD
7	SSP	Seragam SMP
8	SSA	Seragam SMA
9	KMN	Kimono

Data transaksi yang telah dikodekan kemudian dikonversi ke dalam format tabular biner, di mana nilai 1 menunjukkan keberadaan suatu item dalam transaksi dan nilai 0 menunjukkan ketidakhadiran item tersebut.

Tabel 3. Transformasi Format Tabular Data Transaksi

Transaksi	HM	KMJ	TNK	BLS	STK	SSD	SSP	SSA	KMN
1	1	1	0	1	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	1	1	1	0
3	0	0	0	0	0	1	0	0	0
4	0	0	0	0	1	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	1	1	0
6	1	1	1	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	1	1	0
8	0	0	0	0	0	0	1	1	0
9	1	1	0	0	0	0	0	0	0
10	0	1	1	1	0	0	0	0	0
11	0	0	1	0	0	0	0	0	1
12	1	1	1	0	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0	1	0	0	0
14	0	1	0	0	0	0	0	0	0
15	1	1	0	1	0	0	0	0	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
66	1	1	0	1	0	0	0	0	0

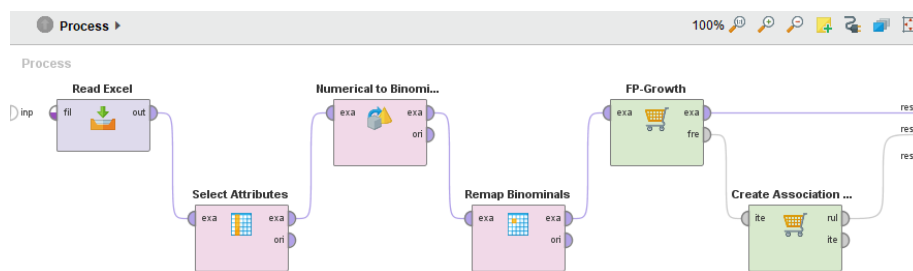
3.3. Pemodelan Algoritma Apriori

Dataset yang telah melalui proses preprocessing dianalisis menggunakan algoritma Apriori pada perangkat lunak RapidMiner. Tujuannya adalah mengekstraksi frequent itemset dan membentuk aturan asosiasi yang valid.

Konfigurasi parameter yang digunakan:

1. Minimum Support: 0,05
2. Minimum Confidence: 0,57

Data biner dimasukkan ke dalam operator RapidMiner untuk mengekstraksi pola keterkaitan antar jenis seragam. Desain proses operator divisualisasikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Desain Proses RapidMiner

3.4. Hasil Aturan Asosiasi

Berdasarkan proses eksekusi algoritma Apriori menggunakan RapidMiner dengan parameter *minimum support* 0,05 dan *minimum confidence* 0,57, dihasilkan sebanyak 10 aturan asosiasi. Seluruh aturan ini telah melewati pengujian nilai *lift* untuk memastikan bahwa hubungan antar item bersifat positif dan signifikan (nilai *lift* > 1).

Hasil pemrosesan data tersebut disajikan dalam bentuk tabel yang merangkum nilai *support*, *confidence*, dan *lift* dari setiap kombinasi item yang terbentuk. Ringkasan aturan asosiasi disajikan pada Tabel 4.

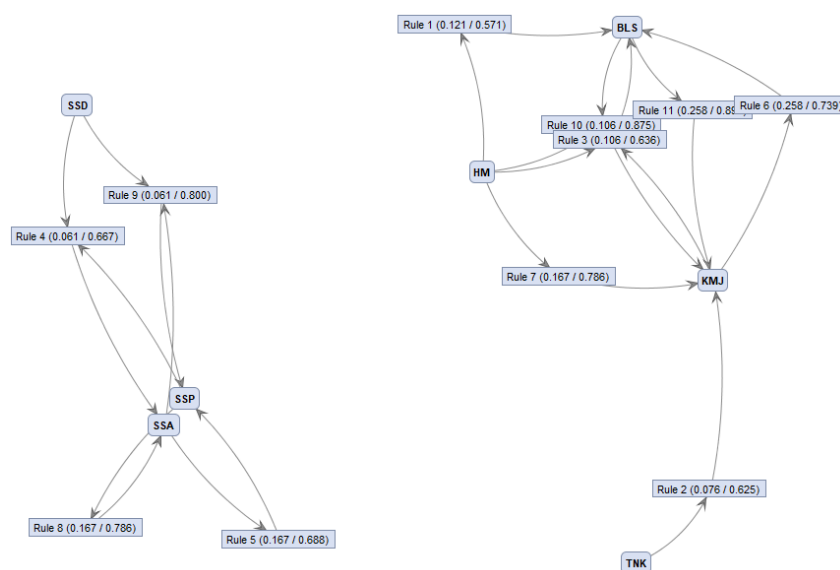
Tabel 4. Hasil Aturan Asosiasi dengan RapidMiner

No	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift
1	TNK	KMJ	0,076	0,625	1,793
2	KMJ, HM	BLS	0,106	0,636	2,211
3	SSD, SSP	SSA	0,061	0,667	2,750
4	SSA	SSP	0,167	0,688	3,241
5	KMJ	BLS	0,258	0,739	2,568
6	HM	KMJ	0,167	0,786	2,255
7	SSP	SSA	0,167	0,786	3,241
8	SSD, SSA	SSP	0,061	0,800	3,771
9	BLS, HM	KMJ	0,106	0,875	2,511
10	BLS	KMJ	0,258	0,895	2,568

Berdasarkan data pada Tabel 4, dapat diidentifikasi beberapa temuan awal sebagai berikut:

1. Seluruh aturan yang dihasilkan memiliki nilai *lift* > 1, yang menunjukkan adanya hubungan positif yang signifikan antar item yang dipesan.
2. Aturan dengan nilai *lift* tertinggi ditemukan pada SSD, SSA → SSP yaitu 3,771, yang menandakan kekuatan hubungan antar item tersebut sangat tinggi.
3. Aturan BLS → KMJ memiliki nilai *confidence* tertinggi sebesar 0,895, yang menunjukkan tingkat prediktabilitas kemunculan item KMJ sangat besar ketika item BLS dipesan.
4. Beberapa aturan menunjukkan nilai *support* yang rendah namun memiliki *lift* dan *confidence* yang tinggi, hal ini tetap menandakan relevansi hubungan yang kuat antar item meskipun frekuensi kemunculannya secara keseluruhan tidak terlalu dominan.

Selain penyajian dalam bentuk tabel, hubungan keterkaitan antar item tersebut dapat divisualisasikan dalam bentuk *graph* atau jaringan aturan asosiasi yang ditunjukkan pada Gambar 3. Visualisasi ini mempermudah identifikasi item yang menjadi pusat dari banyak pola transaksi di UMKM Konveksi Hassa.



Gambar 3. Visualisasi Grafik Aturan Asosiasi

3.5. Analisis Kualitas dan Sensitivitas Parameter

3.5.1. Analisis Kualitas Aturan Asosiasi

Analisis kualitas aturan dilakukan dengan menilai *support*, *confidence*, dan *lift* dari aturan asosiasi yang diperoleh. Parameter ini menunjukkan relevansi, kekuatan, dan hubungan antar item dalam transaksi.

Tabel 5. Analisis Kualitas Aturan Asosiasi

No	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift	Kualitas Aturan
1	TNK	KMJ	0,076	0,625	1,793	Hubungan positif moderat
2	KMJ, HM	BLS	0,106	0,636	2,211	Hubungan kuat, relevan untuk prediksi
3	SSD, SSP	SSA	0,061	0,667	2,750	Kombinasi jarang, hubungan kuat, prediktabilitas tinggi
4	SSA	SSP	0,167	0,688	3,241	Kombinasi lebih sering, hubungan sangat kuat
5	KMJ	BLS	0,258	0,739	2,568	Kombinasi cukup sering, hubungan kuat
6	HM	KMJ	0,167	0,786	2,255	Kombinasi lebih sering, hubungan positif kuat
7	SSP	SSA	0,167	0,786	3,241	Kombinasi lebih sering, hubungan sangat kuat
8	SSD, SSA	SSP	0,061	0,800	3,771	Kombinasi jarang, hubungan sangat kuat, prediktabilitas tinggi
9	BLS, HM	KMJ	0,106	0,875	2,511	Kombinasi jarang, prediksi KMJ sangat kuat
10	BLS	KMJ	0,258	0,895	2,568	Kombinasi cukup sering, hubungan kuat

Kualitas dari 10 aturan asosiasi yang dihasilkan dievaluasi berdasarkan tiga metrik utama yaitu *support*, *confidence*, dan *lift*. Analisis kualitas ini bertujuan untuk memastikan bahwa aturan yang akan digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan memiliki validitas yang dapat dipertanggungjawabkan.

Berdasarkan hasil pada Tabel 5, aturan ke-8 (SSD, SSA → SSP) memiliki nilai *lift* tertinggi yaitu 3,771. Secara teoritis, nilai *lift* di atas 3 menunjukkan hubungan ketergantungan yang sangat kuat antara *premises* dan *conclusion*. Hal ini berarti pesanan seragam SD dan SMA secara simultan menjadi prediktor yang sangat kuat terhadap munculnya pesanan seragam SMP. Pola ini sangat logis dalam konteks UMKM Hassa, di mana konsumen (seperti instansi pendidikan atau yayasan) seringkali memesan seragam untuk seluruh jenjang pendidikan sekaligus.

Selanjutnya, aturan ke-10 (BLS → KMJ) menunjukkan kualitas prediktabilitas tertinggi dengan nilai *confidence* 0,895. Tingginya nilai ini memberikan tingkat kepastian yang besar bagi pengelola UMKM dalam memprediksi kebutuhan stok. Meskipun nilai *support*-nya menengah yaitu 0,258, aturan ini dianggap sangat berkualitas karena konsistensi kemunculannya dalam transaksi riil.

3.5.2. Uji Sensitivitas Parameter

Uji sensitivitas dilakukan dengan mencoba beberapa nilai minimum support yang berbeda untuk melihat pengaruhnya terhadap jumlah aturan yang dihasilkan. Hasil perbandingan jumlah aturan disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Uji Sensitivitas Parameter

Skenario	Min. Support	Min. Conf.	Jumlah Aturan	Avg. Support	Avg. Conf.	Avg. Lift
1	0,05	0,57	10	0,1427	0,7497	2,6909
2	0,1	0,57	7	0,1756	0,7721	2,6564
3	0,2	0,65	1	0,2580	0,8950	2,5680
4	0,05	0,7	5	0,1518	0,8284	2,8692
5	0,05	0,8	2	0,182	0,8850	2,5395

Berdasarkan data pada Tabel 6, dapat ditarik beberapa poin analisis sebagai berikut:

1. Kenaikan nilai *minimum support* berbanding terbalik dengan jumlah aturan yang dihasilkan. Pada skenario 1 dengan *support* 0,05, dihasilkan 10 aturan, namun ketika *support* dinaikkan menjadi 0,2 pada skenario 3, jumlah aturan merosot tajam hingga hanya tersisa 1 aturan. Hal ini menunjukkan bahwa banyak pola transaksi seragam di UMKM Konveksi Hassa yang memiliki relevansi tinggi namun frekuensinya tidak dominan secara massal dalam dataset.
2. Peningkatan nilai *confidence* pada skenario 4 dengan *confidence* 0,7 dan skenario 5 dengan *confidence* 0,8 secara otomatis meningkatkan nilai *average confidence* menjadi 0,8284 dan 0,8850. Meskipun tingkat kepastian prediksi meningkat, hal ini menyebabkan eliminasi terhadap banyak aturan yang sebenarnya masih valid secara statistik (nilai *lift* > 1). Pada skenario 5, pemaksaan *confidence* yang terlalu tinggi justru menurunkan nilai *average lift* menjadi 2,5395 dibandingkan skenario 4 dengan nilai *average lift* 2,8692.
3. Skenario 1 dengan *minimum support* 0,05 dan *minimum confidence* 0,57 teridentifikasi sebagai konfigurasi paling optimal. Skenario ini tidak hanya menghasilkan kuantitas aturan yang paling banyak yaitu 10 aturan, tetapi juga menjaga keseimbangan kualitas dengan nilai *average lift* sebesar 2,6909. Nilai ini menunjukkan bahwa aturan yang dihasilkan memiliki hubungan positif yang kuat dan stabil untuk digunakan sebagai dasar rekomendasi produksi.

3.6. Rekomendasi Keputusan Produksi

1. Prioritas Ketersediaan Bahan Baku

Berdasarkan aturan dengan *confidence* tertinggi yaitu BLS → KMJ dengan nilai *confidence* 89,5%, pengelola harus memastikan ketersediaan bahan kain untuk kemeja selalu mencukupi ketika terdapat pesanan *blouse*. Hal ini meminimalisir keterlambatan produksi akibat kekurangan bahan baku yang sering dipesan bersamaan.

2. Paket Bundling Seragam Sekolah

Paket Bundling Seragam Sekolah: Aturan dengan *lift* tertinggi yaitu SSD, SSA → SSP dengan *lift* 3,771 menunjukkan adanya keterikatan kuat antar jenjang seragam sekolah. UMKM Hassa dapat menawarkan paket pesanan kolektif (SD, SMP, SMA) kepada yayasan atau instansi pendidikan dengan skema harga khusus, mengingat pelanggan yang memesan seragam SD dan SMA hampir pasti akan memesan seragam SMP pula.

3. Pengaturan Alur Produksi Berdasarkan Item Pusat

Visualisasi *graph* pada Gambar 3 menunjukkan item-item yang menjadi pusat transaksi. Dengan mengetahui item pusat tersebut, manajemen dapat mengatur jadwal kerja penjahit agar lebih fokus pada pengerjaan item yang memiliki pola keterkaitan tinggi, sehingga alur keluar-masuk barang menjadi lebih lancar.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan mengenai penerapan algoritma Apriori pada UMKM Konveksi Hassa, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Algoritma Apriori telah berhasil mengidentifikasi 10 aturan asosiasi yang valid dengan parameter optimal *minimum support* 0,05 dan *minimum confidence* 0,57. Temuan utama menunjukkan adanya hubungan sangat kuat antara pesanan seragam sekolah jenjang SD, SMP, dan SMA dengan nilai *lift* mencapai 3,771, serta hubungan antara *Blouse* dan Kemeja dengan tingkat kepastian (*confidence*) sebesar 89,5%.
2. Implementasi uji sensitivitas parameter memberikan landasan ilmiah yang kuat dalam pemilihan ambang batas (*threshold*) terbaik. Hal ini membuktikan bahwa skenario optimal mampu menyeimbangkan kuantitas aturan yang dihasilkan dengan kualitas statistik yang stabil (rata-rata *lift* 2,6909), sehingga hasil analisis lebih akurat dibandingkan pengambilan keputusan secara intuitif.
3. Penelitian ini memiliki keterbatasan pada penggunaan data transaksi statis yang belum mempertimbangkan faktor eksternal seperti fluktuasi musiman atau tren tahun ajaran baru, yang berpotensi mengubah dinamika pola pemesanan seragam secara periodik.
4. Pengembangan selanjutnya dapat dilakukan dengan mengintegrasikan analisis deret waktu (*time-series*) atau menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk pengolahan data yang lebih besar. Selain itu, hasil penelitian ini dapat dikembangkan menjadi sistem pendukung keputusan berbasis digital yang terintegrasi langsung dengan manajemen stok di UMKM Konveksi Hassa.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Institut Widya Pratama atas fasilitas dan dukungan akademik yang telah diberikan sehingga penelitian ini dapat terlaksana dengan baik. Terima kasih juga disampaikan kepada pihak UMKM Konveksi Hassa yang telah bersedia menyediakan data transaksi dan informasi yang diperlukan dalam penelitian ini. Selain itu, penulis mengapresiasi dukungan moral dan motivasi dari keluarga serta teman-teman yang senantiasa memberikan semangat selama proses penelitian ini. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi pihak-pihak terkait dan menjadi kontribusi positif bagi pengembangan ilmu pengetahuan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. G. Ramaddan, "Peran Data Analytics Dalam Pengambilan Keputusan Strategis di Era Digital," *J. Ilm. Penelit. Mhs.*, vol. 3, no. 3, hal. 749-755, 2025, doi: 10.61722/jipm.v3i3.1194.
- [2] N. N. Tamtama, E. Widyastuti, dan R. Riantisari, "Pemanfaatan Data Transaksi Untuk Mewujudkan Kepuasan Pelanggan, Brand Awareness dan Loyalitas Pelanggan," *J. Ilmu Sos. dan Hum.*, vol. 2, no. 1, hal. 42-51, 2024, doi: 10.61902/analogi.v2i1.871.
- [3] Rismaninda Putri Dwi Prasetya, R. N. Azizah, J. B. W. Halwa, R. H. Nugroho, dan I. R. Kusumasari, "Implementasi Penggunaan Data Analytics untuk Mengoptimalkan Pengambilan Keputusan Bisnis di Era Digital," *J. Bisnis dan Komun. Digit.*, vol. 2, no. 2, hal. 12, 2024, doi: 10.47134/jbk.d.v2i2.3459.
- [4] D. Hanani, B. Irawan, A. Bahtiar, dan E. Tohidi, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Pola Asosiasi Pada Data Penjualan Umkm Sibucin_Id," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 6, hal. 3356-3362, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i6.8196.
- [5] N. Adhi Pratama dan M. D. A. Ridlo, "Indonesian Journal of Digital Business Pemanfaatan Business Intelligence dalam UMKM : Tinjauan Literatur terhadap Peluang dan Tantangan Data-Driven," *Indones. J. Digit. Bus.*, vol. 5, no. 1, hal. 243-254, 2025, doi: 10.17509/ijdb.v5i1.85083.
- [6] W. NG, R. Sukma, dan C. Juliane, "Optimizing Marketing Strategies Using FP-Growth and Association Rule Mining Algorithms in the Textile Industry," *J. World Sci.*, vol. 3, no. 5, hal. 557-566, 2024, doi: 10.58344/jws.v3i5.599.

- [7] F. A. Saputra dan A. Iskandar, "Data Mining Penerapan Asosiasi Apriori Dalam Penentuan Pola Penjualan," *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 4, no. 4, hal. 778–788, 2023, doi: 10.47065/josyc.v4i4.4043.
- [8] K. L. Sitompul, H. Hulu, dan D. Marbun, "Penerapan Apriori Dalam Menganalisis Data Transaksi Penjualan," *J. Rev. Pendidik. dan Pengajaran*, vol. 8, no. 1, hal. 2582–2588, 2025, doi: 10.31004/jrpp.v8i1.42795.
- [9] P. M. S. Tarigan, J. T. Hardinata, H. Qurniawan, M. Safii, dan R. Winanjaya, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang," *J. Janitra Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, hal. 9–19, 2022, doi: 10.25008/janitra.v2i1.142.
- [10] F. S. Panjaitan, "Penentuan Pola Persediaan Barang Pada UD.Chandra Jaya Tani," vol. 4, no. 2, hal. 567–570, 2021.
- [11] R. Daeli, E. Rahayu, dan E. Hadinata, "Analisis Prediksi Persediaan Stok Barang Pada Toko Santi Fotokopi Menggunakan Algoritma Apriori Berbasis Website," vol. 2, no. 2, hal. 111–119, 2023, doi: 10.31294/ijcs.v2i2.2508.
- [12] N. A. Hibnastiar, A. F. Setiawan, dan E. H. Susanto, "Penerapan Algoritma Apriori dalam Menentukan Rekomendasi Paket Produk," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 1, hal. 321–331, 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i1.1782.
- [13] A. Rianti, W. N. A. Majid, dan A. Fauzi, "CRISP-DM : Metodologi Proyek Data Science," *Pros. Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Bisnis*, hal. 107–114, 2023.
- [14] I. F. Rahman dan D. Riana, "Market Basket Analysis untuk Penjualan Retail : Perbandingan Akurasi," *J. Algoritma*, hal. 468–479, 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-1.2303.
- [15] D. Sugianti, "Association Rule Mining untuk Penentuan Media Promosi Pendaftaran Mahasiswa Baru dengan Metode Apriori," *Smart Comp Jurnalnya Orang Pint. Komput.*, vol. 12, no. 1, 2023, doi: 10.30591/smartcomp.v12i1.4124.
- [16] D. Sitanggang, M. Turnip, Y. Laia, dan S. P. Tamba, *Algoritma Apriori*. Medan: Unpri Press, 2023.
- [17] S. Aisyah, A. C. Sembiring, D. Sitanggang, dan Robert, *Association Rule*. Medan: Unpri Press, 2023.