

PENERAPAN METODE MARKET BASKET ANALYSIS TERHADAP RITEL ONLINE MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DAN FP-GROWTH

Rudi Wahyudi¹, Nining Rahaningsih², Irfan Ali³, Raditya Danar Dana⁴.

Program Studi Teknik Informatika¹
Program Studi Komputerisasi Akuntansi²
Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak³
Program Studi Manajemen Informatika⁴

STMIK IKMI Cirebon
<https://ikmi.ac.id/page/18/?lang=de>
rudiwahyudi806@gmail.com

(*) Corresponding Author : rudiwahyudi806@gmail.com
Published : 30 Juni 2026

Abstract—This study aims to analyze customer purchasing patterns in online retail transaction data using the Market Basket Analysis (MBA) method with Apriori and FP-Growth algorithms. In the digital era, transaction data analysis plays an important role in understanding customer behavior and supporting data-driven business decision-making. The dataset used in this study is the Online Retail II dataset obtained from Kaggle, consisting of more than one million transaction records. The research process includes data preprocessing, transformation into a transaction matrix format, and the application of Apriori and FP-Growth algorithms to identify frequent itemsets and generate association rules. Data processing was carried out using Python with the support of Pandas and MLxtend libraries. The results show that both algorithms produce 6 association rules with identical evaluation metrics, including an average support of 0.027, confidence of 0.755, lift of 16.439, and leverage of 0.025. Several association patterns indicate very strong relationships, such as the combination of PINK REGENCY TEACUP AND SAUCER and GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER with a confidence value of 0.838 and a lift value of 22.749. In addition, the combination of SWEETHEART CERAMIC TRINKET BOX and STRAWBERRY CERAMIC TRINKET BOX also shows a significant relationship with a confidence of 0.710 and a lift of 11.236. In terms of computational performance, the Apriori algorithm demonstrates faster execution time (5.01 seconds) compared to FP-Growth (17.19 seconds), even though both algorithms produce identical patterns. This indicates that algorithm efficiency depends not only on its complexity but also on the characteristics of the dataset. This study supports previous research highlighting the effectiveness of Market Basket Analysis in identifying purchasing patterns to improve marketing strategies. The novelty of this research lies in the direct comparison between Apriori and FP-Growth algorithms using identical parameters and a comprehensive preprocessing approach to ensure valid association patterns. The practical implications of this study suggest that the discovered association rules can be utilized for cross-selling strategies, product bundling, and recommendation systems. Therefore, the implementation of Market Basket Analysis can help online retail businesses enhance marketing effectiveness and increase sales in a data-driven manner.

Keywords: Market Basket Analysis, Python, Apriori Algorithm, Online Retail

Abstrak—Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola pembelian pelanggan pada data transaksi ritel online menggunakan metode *Market Basket Analysis* (MBA) dengan algoritma Apriori dan FP-Growth. Dalam era digital, analisis data transaksi menjadi sangat penting untuk memahami perilaku pelanggan serta mendukung pengambilan keputusan bisnis berbasis data. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Online Retail II* yang bersumber dari Kaggle, dengan jumlah lebih dari 1 juta data transaksi. Tahapan penelitian meliputi preprocessing data, transformasi data ke dalam bentuk matriks transaksi, serta penerapan algoritma Apriori dan FP-Growth untuk menemukan *frequent itemset* dan aturan asosiasi. Proses pengolahan data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan bantuan library Pandas dan MLxtend. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua algoritma menghasilkan 6 aturan asosiasi dengan nilai evaluasi yang identik, yaitu rata-rata *support* sebesar 0,027, *confidence* sebesar 0,755, *lift* sebesar 16,439, dan *leverage* sebesar 0,025. Beberapa pola asosiasi menunjukkan hubungan yang sangat kuat, seperti kombinasi *PINK REGENCY TEACUP AND SAUCER* dan *GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER*

dengan *confidence* sebesar 0,838 dan *lift* sebesar 22,749. Selain itu, kombinasi *SWEETHEART CERAMIC TRINKET BOX* dan *STRAWBERRY CERAMIC TRINKET BOX* juga menunjukkan hubungan signifikan dengan *confidence* sebesar 0,710 dan *lift* sebesar 11,236. Dari sisi performa, algoritma Apriori memiliki waktu komputasi yang lebih cepat, yaitu 5,01 detik dibandingkan FP-Growth sebesar 17,19 detik, meskipun keduanya menghasilkan pola asosiasi yang sama. Hal ini menunjukkan bahwa efektivitas algoritma tidak hanya ditentukan oleh kompleksitas metode, tetapi juga oleh karakteristik dataset yang digunakan. Penelitian ini juga mendukung studi sebelumnya yang menyatakan bahwa Market Basket Analysis efektif dalam mengidentifikasi pola pembelian pelanggan untuk meningkatkan strategi pemasaran. Kebaruan penelitian ini terletak pada perbandingan langsung antara algoritma Apriori dan FP-Growth pada dataset yang sama dengan parameter yang identik, serta penggunaan preprocessing data yang komprehensif untuk menghasilkan pola asosiasi yang lebih valid. Implikasi praktis dari penelitian ini adalah bahwa pola asosiasi yang dihasilkan dapat dimanfaatkan dalam strategi *cross-selling*, *product bundling*, dan sistem rekomendasi produk. Dengan demikian, penerapan Market Basket Analysis dapat membantu bisnis ritel online dalam meningkatkan efektivitas pemasaran dan penjualan secara lebih terarah dan berbasis data.

Kata Kunci : *Market Basket Analysis*, *Python*, Algoritma Apriori, Ritel Online

INTRODUCTION

Kehidupan manusia pasti akan sangat dipengaruhi oleh kemajuan teknologi informasi yang begitu cepat[1]. Salah satunya adalah toko ritel online yang melakukan banyak penjualan, yang menghasilkan jumlah data transaksi yang semakin besar dan berpotensi besar jika digunakan untuk meningkatkan bisnis. Di era informasi saat ini, data dapat diolah melalui proses data mining atau analisis. Industri ritel online menghadapi persaingan yang semakin ketat dan perilaku konsumen yang terus berubah, seperti yang ditunjukkan oleh banyaknya toko ritel online yang berdiri sendiri. Toko ritel online seharusnya dapat memahami pola pembelian pelanggan mereka dengan baik, jika mereka ingin tetap relevan dan berhasil dalam lingkungan bisnis yang kompetitif. Metode analisis pasar adalah salah satu cara efektif untuk mengetahui pola pembelian konsumen[2].

Dengan meningkatnya daya persaingan ritel online pebisnis atau penjual online dapat mengembangkan strategi yang kreatif dan inovatif. Agar bisa bersaing dan menjangkau promosi dan pemasaran yang tepat sasaran sehingga meningkatkan pemesanan dan permintaan. Untuk meningkatkan penjualan produk penjual atau pebisnis ritel online harus mempunyai informasi data tentang produk yang paling banyak terjual atau diminati pelanggan[3]. Setelah berhasil mendapatkan data perlu sebuah sistem analisis data untuk mengolah data penjualan yang sering dibeli. Sehingga data menjadi memiliki nilai dengan menganalisis pola pembelian. Pebisnis atau penjual dapat mengambil keputusan strategis dalam hal pemasaran, penentuan harga, dan pengelolaan persediaan(Kayohana et al., 2023).

Toko retail online memainkan peran yang sangat penting dalam memenuhi kebutuhan masyarakat dan dalam bidang perekonomian karena keberadaan mereka memudahkan masyarakat untuk memenuhi kebutuhan mereka[5]. Salah satu manfaat dalam penerapan metode *Market Basket Analysis* adalah dapat mengetahui pola pembelian barang yang sering dibeli bersamaan. Hal ini dapat menjadi acuan untuk meningkatkan penjualan seperti tata letak sebuah produk ritel online yang ditaruh berdekatan agar persentase barang terjual bersamaan semakin besar(Azizul Akbar et al., 2023). Banyak hal yang bisa didapatkan ketika data penjualan diolah menggunakan metode *Market Basket Analysis* dan data tidak akan berguna ketika tidak diolah. Oleh sebab itu, penulis berharap dengan melakukan Analisis menggunakan metode *Market Basket Analysis* dan Algoritma Apriori dengan menggunakan dataset penjualan ritel online ini dapat menjadi acuan bagi pebisnis atau penjual online.

Menurut jurnal yang berjudul "Implementasi *Market Basket Analysis* Pada Toko Retail Menggunakan Algoritma Apriori", yang ditulis oleh [5] jurnal tersebut menerangkan, bahwa teknologi dapat membantu manusia mengolah data yang tadinya tidak memiliki nilai menjadi memiliki nilai dan bermanfaat. Hasil dari metode MBA dan Algoritma Apriori menemukan pola bahwa alat mandi dan sembako akan dibeli bersamaan dengan nilai *confidence* tertinggi yaitu 66,01%. Sedangkan dari jurnal yang berjudul "Analisis *Layout* Produk dengan Metode *Market Basket Analysis* (MBA) pada Swalayan GG Mart Pasir Putih Kabupaten Kampar", yang ditulis oleh [7]. Jurnal tersebut menerangkan tentang bagaimana cara menganalisis penempatan atau *layout* produk di swalayan GG Mart Kabupaten Kampar, yang menghasilkan 13 barang yang memiliki kedekatan akan dibeli secara bersamaan.

Dan menurut jurnal yang berjudul " *Analysis Market Basket* dengan Algoritma Apriori untuk Meningkatkan *Layout* Minimarket Hugo" yang ditulis oleh [8] Jurnal tersebut menerangkan penerapan Algoritma Apriori digunakan untuk mengoptimalkan *layout* produk untuk meningkatkan minat beli dan kepuasan pelanggan dengan meningkatkan penempatan produk, tampilan, dan kemudahan akses. Namun, sebagian besar penelitian terdahulu masih berfokus pada ritel fisik atau skala kecil, sementara penelitian ini mencoba mengidentifikasi pola pembelian pada data ritel online berskala besar menggunakan dataset Online Retail II. Hal ini menjadi pembeda sekaligus celah penelitian (*research gap*) yang ingin diisi melalui studi ini.

Data penjualan ritel online yang dimiliki pebisnis atau ritel online itu sendiri menjadi mempunyai nilai adalah tujuan utama dari penelitian ini. Karena data tidak akan berguna jika tidak dilakukan proses analisis. Dengan proses analisis kita dapat mengetahui bagaimana cara penempatan *layout* produk, cara toko online memberikan rekomendasi produk, dan apa saja faktor yang mempengaruhi suatu produk dijual *bundel* atau bersamaan [9]. Ketika sudah mendapatkan pola barang yang sering dibeli bersamaan dapat menempatkan produk itu berdekatan sehingga meningkatkan penjualan produk tersebut [10]. Perusahaan ritel online dapat memanfaatkan temuan ini untuk meningkatkan penjualan dan kepuasan pelanggan. Dan diharapkan dapat membantu mengembangkan pemahaman teoritis tentang bagaimana data dapat digunakan untuk mengoptimalkan pengalaman belanja online dan offline.

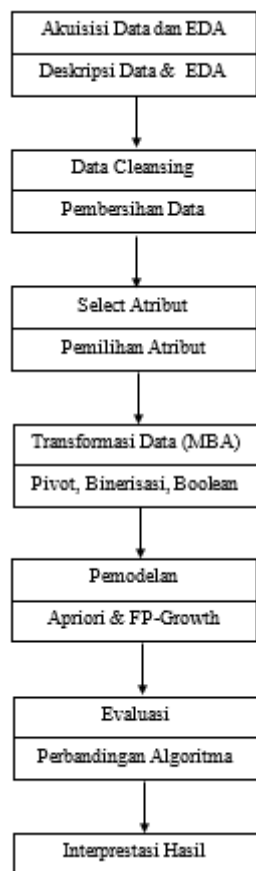
Salah satu cara untuk memahami perilaku konsumen adalah analisis pasar basket (MBA). MBA adalah teknik data mining yang digunakan untuk menemukan pola pembelian bersamaan dalam transaksi penjualan [11]. Teknik ini sering digunakan dalam industri ritel untuk mengidentifikasi hubungan antara produk yang dibeli bersamaan oleh konsumen. Saat belajar MBA, *Python* dan Algoritma Apriori adalah dua metode yang paling umum digunakan. *Python* adalah bahasa pemrograman yang mudah dipelajari dan memiliki banyak *library* untuk analisis data, salah satunya adalah "*mlxtend*." Algoritma Apriori sendiri adalah algoritma yang digunakan untuk menemukan itemset yang sering muncul dalam database transaksi. Studi ini bertujuan untuk menerapkan analisis pasar pada dataset penjualan ritel online, tetapi masih ada ruang untuk studi lebih lanjut tentang

analisis pasar yang menggunakan *Python* dan Algoritma Apriori.

Analisis MBA dan algoritma Apriori yang dapat membantu pebisnis online untuk lebih memahami pelanggan mereka dan membuat keputusan yang lebih baik. Ini akan dapat menentukan *items* yang paling populer dan meningkatkan penempatan produk serta mengoptimalkan strategi penjualan. Tempatkan produk yang sering dibeli berdekatan satu sama lain untuk meningkatkan pembelian pelanggan. Selain itu, temuan ini dapat meningkatkan efisiensi penanganan barang untuk mencegah barang yang paling banyak dicari agar tidak cepat habis. Penjual dapat menemukan pola dan menawarkan rekomendasi produk yang lebih tepat sasaran, sehingga menghasilkan lebih banyak kepuasan pelanggan. Temuan ini memungkinkan peneliti untuk melakukan penelitian tambahan menggunakan metode atau kumpulan data berbeda untuk mengungkap pola baru. Hasil-hasil ini berpotensi membantu bisnis dalam mengembangkan taktik pemasaran yang lebih efektif dan memfasilitasi kemajuan teknologi analisis data dalam *e-commerce*. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan manfaat praktis bagi dunia bisnis, tetapi juga memperkaya literatur akademik mengenai penerapan algoritma Apriori dalam analisis perilaku konsumen di era digital.

MATERIALS AND METHODS

Alur proses penelitian atau pengolahan data yang dimulai dari tahap akuisisi hingga interpretasi hasil. Tahap pertama adalah akuisisi data dan eksplorasi data (EDA), yang bertujuan untuk memahami karakteristik data yang digunakan. Setelah itu dilakukan proses data cleaning untuk membersihkan data dari nilai yang hilang, duplikasi, atau kesalahan lainnya, kemudian dilanjutkan dengan pembaruan atau penyesuaian data agar siap digunakan pada tahap berikutnya.



Gambar 1. Alur penelitian

Proses Seleksi Atribut Untuk Memilih Fitur-Fitur Yang Paling Relevan, Kemudian Dilanjutkan Dengan Pemilihan Atribut Yang Optimal Guna Meningkatkan Kinerja Model. Setelah Itu, Data Ditransformasikan Menggunakan Teknik Tertentu (Misalnya Encoding Atau Normalisasi Seperti Power, Standard, Atau Minmax Scaling) Agar Data Berada Dalam Skala Yang Sesuai Untuk Proses Pemodelan.

Tahap Berikutnya Adalah Pemodelan Menggunakan Algoritma Tertentu, Dalam Hal Ini Disebutkan Algoritma A-Ft Growth. Model Yang Telah Dibangun Kemudian Dievaluasi Untuk Mengetahui Performanya. Hasil Evaluasi Digunakan Untuk Membandingkan Algoritma Yang Digunakan Dengan Metode Lain, Sehingga Dapat Diketahui Keunggulan Dan Kekurangannya. Tahap Akhir Adalah Interpretasi Hasil, Yaitu Menarik Kesimpulan Dari Model Yang Telah Dibuat Serta Memberikan Insight Yang Dapat Digunakan Untuk Pengambilan Keputusan Atau Pengembangan Penelitian Selanjutnya.

RESULTS AND DISCUSSION

Pada tahap pemodelan dilakukan penerapan algoritma *association rule mining* untuk

menemukan pola hubungan antar produk dalam data transaksi. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah Apriori dan FP-Growth, yang kemudian dibandingkan berdasarkan hasil aturan asosiasi yang dihasilkan serta waktu komputasi.

Algoritma Apriori digunakan untuk menemukan *frequent itemset* dan membentuk aturan asosiasi berdasarkan nilai minimum *support* dan *confidence* yang telah ditentukan. Algoritma ini bekerja dengan cara menghasilkan kombinasi item secara bertahap dan melakukan pruning terhadap itemset yang tidak memenuhi ambang batas.

Berikut adalah beberapa aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma Apriori:

Tabel 1 Hasil Algoritma Apriori

N o	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift	Leverage
1	PINK	GREEN	0.02	0.8382	22.7	0.022
	REGEN	REGEN	3475	35	4916	444
	CY	CY				
	TEACU	TEACU				
	P AND SAUCE R	P AND SAUCE R				
2	ROSES	GREEN	0.02	0.7272	19.7	0.026
	REGEN	REGEN	8116	73	3771	691
	CY	CY				
	TEACU	TEACU				
	P AND SAUCE R	P AND SAUCE R				
3	GREEN	ROSES	0.02	0.7630	19.7	0.026
	REGEN	REGEN	8116	4	3771	691
	CY	CY				
	TEACU	TEACU				
	P AND SAUCE R	P AND SAUCE R				
4	PINK	ROSES	0.02	0.7892	20.4	0.021
	REGEN	REGEN	2103	16	1479	02
	CY	CY				
	TEACU	TEACU				
	P AND SAUCE R	P AND SAUCE R				
5	RED	WHITE	0.03	0.7065	4.75	0.026
	HANGI	HANGI	4046	53	9267	893
	NG	NG				
	HEART	HEART				
	T-LIGHT HOLDE R	T-LIGHT HOLDE R				

Berdasarkan hasil tersebut, dapat dilihat bahwa beberapa produk memiliki hubungan asosiasi yang sangat kuat, terutama pada kategori produk *teacup* and *saucer* dengan nilai *confidence* dan *lift* yang tinggi. Nilai *lift* yang jauh di atas 1 menunjukkan adanya hubungan yang signifikan antar produk.

Waktu komputasi algoritma Apriori pada dataset ini adalah 5,009 detik. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun jumlah data cukup besar, algoritma Apriori masih mampu berjalan dengan efisien

Algoritma FP-Growth digunakan sebagai alternatif untuk menemukan *frequent itemset* tanpa perlu menghasilkan kandidat kombinasi seperti pada Apriori. Metode ini menggunakan struktur data *FP-Tree* untuk menyimpan informasi transaksi sehingga proses pencarian pola menjadi lebih efisien pada kondisi tertentu.

Berikut adalah beberapa aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma FP-Growth:

Tabel 2 Hasil Algoritma FP-Growth

No	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift	Leverage
1	RED	WHITE	0.03	0.706	4.75	0.02
	HANGING	HANGING	404	553	926	689
	HEART	HEART	6		7	3
	T-LIGHT	T-LIGHT				
	HOLDER	HOLDER				
2	SWEET	STRA	0.02	0.710	11.2	0.02
	HEART	WBER	888	811	363	631
	CERAMIC	RY CERAMIC	4			4
	TRINKET	IC				
	BOX	TRINKET BOX				
3	ROSES	GREEN	0.02	0.727	19.7	0.02
	REGEN	REGEN	811	273	377	669
	CY	CY	6		1	1
	TEACUP	TEACUP				
	AND SAUCE	P AND SAUCE				
4	GREEN	ROSES	0.02	0.763	19.7	0.02
	REGEN	REGEN	811	04	377	669
	CY	CY	6		1	1
	TEACUP	TEACUP				
	AND SAUCE	P AND SAUCE				
5	PINK	GREEN	0.02	0.838	22.7	0.02
	REGEN	REGEN	347	235	491	244
	CY	CY	5		6	4
	TEACUP	TEACUP				
	AND SAUCE	P AND SAUCE				

Hasil dari FP-Growth menunjukkan pola yang serupa dengan Apriori, terutama pada produk-produk yang memiliki hubungan kuat. Namun, FP-Growth juga mampu menemukan kombinasi tambahan seperti hubungan antara *SWEETHEART CERAMIC TRINKET BOX* dan *STRAWBERRY CERAMIC TRINKET BOX*.

Waktu komputasi FP-Growth pada dataset ini adalah 17,188 detik, yang sedikit lebih lama dibandingkan Apriori. Hal ini disebabkan karena FP-Growth membangun struktur *FP-Tree* dan mengekstrak seluruh pola frequent itemset yang ada dalam dataset.

Berdasarkan hasil pemodelan, kedua algoritma mampu menghasilkan aturan asosiasi

yang relevan dan memiliki nilai *lift* yang tinggi. Apriori menunjukkan waktu komputasi yang lebih cepat, sedangkan FP-Growth mampu mengeksplorasi pola yang lebih kompleks. Oleh karena itu, pemilihan algoritma dapat disesuaikan dengan kebutuhan analisis, baik dari segi kecepatan maupun kedalaman pola yang ingin ditemukan.

Tahap evaluasi dilakukan untuk menganalisis kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma Apriori dan FP-Growth. Evaluasi ini menggunakan metrik *support*, *confidence*, *lift*, dan *leverage*, serta membandingkan jumlah aturan, nilai rata-rata, dan waktu komputasi dari kedua algoritma.

Tabel 3 Perbandingan Hasil

No	Antecedents	Consequents	Support	Algorithm
1	PINK	GREEN	0.023	Apriori
	REGEN	REGEN	475	
	NCY	REGEN		
	TEACUP	NCY		
	AND SAUCER	TEACUP		
2	ROSES	GREEN	0.028	Apriori
	REGEN	REGEN	116	
	NCY	REGEN		
	TEACUP	NCY		
	AND SAUCER	TEACUP		
3	GREEN	ROSES	0.028	Apriori
	REGEN	REGEN	116	
	NCY	REGEN		
	TEACUP	NCY		
	AND SAUCER	TEACUP		
4	PINK	ROSES	0.022	Apriori
	REGEN	REGEN	103	
	NCY	REGEN		
	TEACUP	NCY		
	AND SAUCER	TEACUP		
5	RED	WHITE	0.034	Apriori
	HANGING	HANGING	046	
	HEART	HEART		
	T-LIGHT	T-LIGHT		
	HOLDER	HOLDER		

6	RED	WHIT	0.034 046	FP- Grow th
	HAN	E		
	GING	HAN		
	HEAR	GING		
	T T-	HEAR		
	LIGH	T T-		
7	T	LIGH	0.028 884	FP- Grow th
	HOLD	T		
	ER	HOLD		
	ER	ER		
	SWE	STRA		
	ETHE	WBE		
8	ART	RRY	0.028 116	FP- Grow th
	CERA	CERA		
	MIC	MIC		
	TRIN	TRIN		
	KET	KET		
	BOX	BOX		
9	ROSE	GREE	0.028 116	FP- Grow th
	S	N		
	REGE	REGE		
	NCY	NCY		
	TEAC	TEAC		
	UP	UP		
10	AND	AND	0.023 475	FP- Grow th
	SAUC	SAUC		
	ER	ER		
	ER	ER		
	GREE	ROSE		
	N	S		
	REGE	REGE	0.023 475	FP- Grow th
	NCY	NCY		
	TEAC	TEAC		
	UP	UP		
	AND	UP		
	SAUC	AND		
	ER	SAUC	0.023 475	FP- Grow th
	ER	ER		
	PINK	GREE		
	REGE	N		
	NCY	REGE		
	TEAC	NCY		
	UP	TEAC	0.023 475	FP- Grow th
	AND	UP		
	SAUC	AND		
	ER	SAUC		
	ER	ER		
	ER	ER		

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan algoritma Apriori dan FP-Growth, diperoleh sejumlah aturan asosiasi yang menunjukkan pola hubungan antar produk dalam dataset transaksi. Kedua algoritma menghasilkan aturan dengan nilai *support*, *confidence*, *lift*, dan *leverage* yang identik pada beberapa kombinasi produk utama.

Secara khusus, terdapat tiga pasangan produk yang memiliki pola asosiasi yang sama dan nilai metrik yang identik pada kedua algoritma, yaitu:

PINK REGENCY TEACUP AND SAUCER dan *GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER* *ROSES REGENCY TEACUP AND SAUCER* dan *GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER* *RED HANGING HEART T-LIGHT HOLDER* dan *WHITE HANGING HEART T-LIGHT HOLDER*

Kesamaan ini menunjukkan bahwa kedua algoritma memiliki tingkat akurasi yang setara

dalam menemukan pola asosiasi utama. Nilai *confidence* yang tinggi (di atas 0.7) menunjukkan bahwa kemungkinan produk *consequent* dibeli setelah *antecedent* cukup besar. Selain itu, nilai *lift* yang jauh di atas 1 mengindikasikan adanya hubungan yang kuat dan signifikan antar produk.

CONCLUSION

Berdasarkan hasil dan pembahasan penelitian yang telah dilakukan, maka disimpulkan beberapa hal sebagai berikut: Penerapan metode *Market Basket Analysis* menggunakan algoritma Apriori dan FP-Growth pada dataset Online Retail II berhasil mengidentifikasi pola pembelian produk yang sering terjadi secara bersamaan. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa kedua algoritma menghasilkan 6 aturan asosiasi (*association rules*) yang memenuhi ambang batas *support* dan *confidence*. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat hubungan yang kuat antar produk dalam perilaku belanja pelanggan, khususnya pada produk-produk dalam kategori yang sama.

Berdasarkan hasil evaluasi, ditemukan beberapa kombinasi produk dengan tingkat hubungan yang sangat kuat. Kombinasi *PINK REGENCY TEACUP AND SAUCER* dengan *GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER* memiliki nilai *confidence* sebesar 0,838 dan *lift* sebesar 22,749. Selain itu, kombinasi *SWEETHEART CERAMIC TRINKET BOX* dengan *STRAWBERRY CERAMIC TRINKET BOX* memiliki nilai *confidence* sebesar 0,710 dan *lift* sebesar 11,236. Nilai *lift* yang tinggi menunjukkan bahwa produk-produk tersebut memiliki keterkaitan yang signifikan, di mana pelanggan yang membeli satu produk memiliki kecenderungan tinggi untuk membeli produk pasangannya.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa kedua algoritma, yaitu Apriori dan FP-Growth, menghasilkan nilai *support*, *confidence*, *lift*, dan *leverage* yang identik, sehingga kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan sama baiknya. Namun, dari sisi performa, algoritma Apriori memiliki waktu komputasi yang lebih cepat, yaitu 5,01 detik dibandingkan FP-Growth sebesar 17,19 detik. Dengan demikian, pada dataset ini Apriori lebih efisien tanpa mengurangi kualitas hasil. Pola asosiasi yang dihasilkan memiliki nilai guna dalam konteks bisnis. Nilai *lift* yang lebih besar dari 1 menunjukkan adanya hubungan positif antar produk, sehingga dapat dimanfaatkan dalam strategi pemasaran seperti *cross-selling*, *product bundling*, dan sistem rekomendasi produk. Dengan demikian, penerapan Market Basket Analysis menggunakan algoritma Apriori dan FP-Growth dapat membantu bisnis ritel online dalam meningkatkan efektivitas penjualan dan memahami perilaku pelanggan.

REFERENCE

- [1] P. Andriani and L. Lelah, "Penerapan Algoritma Apriori Dengan Market Basket Analysis Untuk Pengaturan Tata Letak Barang," *Jurnal Teknologi Informatika dan Komputer*, vol. 7, no. 2, pp. 60–69, Sep. 2021, doi: 10.37012/jtik.v7i2.633.
- [2] K. Brighton and S. Hariyanto, "Penerapan Metode Market Basket Analisis Dengan Algoritma Apriori Pada Toko Ritel Elektronik," *bit-Tech*, vol. 7, no. 1, pp. 37–46, Aug. 2024, doi: 10.32877/bt.v7i1.1417.
- [3] A. Napila, "ANALISIS METODE MARKET BASKET ANALYSIS TERHADAP KEGIATAN PENJUALAN CATERING DENGAN ALGORITMA APRIORI DAN ALGORITMA FREQUENT PATTERN GROWTH," *Jurnal Ilmu Komputer JIK*, vol. VI, no. 01, 2023.
- [4] K. W. Kayohana, M. Danang Samudra, N. Komang Dewani, N. I. Luh, P. Febiyanti, and E. Futjiastuti, "Analisis Pola Pembelian dan Penjualan Bisnis Menggunakan Algoritma Apriori dalam Studi Market Basket."
- [5] M. Fijriani, U. Hayati, G. Dwilestari, A. Rizki Rinaldi, and F. Faturrohman, "Implementasi Market Basket Analysis Pada Toko Retail Menggunakan Algoritma Apriori," *Kopertip: Jurnal Ilmiah Manajemen Informatika dan Komputer*, vol. 7, no. 1, pp. 29–34, Feb. 2023, doi: 10.32485/kopertip.v7i1.252.
- [6] A. Azizul Akbar *et al.*, "ANALISIS DATA PENJUALAN PADA SUPERMARKET XYZ MENGGUNAKAN METODE MARKET BASKET," *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (Simika)*, vol. 6, no. 2, p. 2023.
- [7] S. Suryani and S. P. Utami, "Analisis Layout Produk dengan Metode Market Basket Analysis (MBA) pada Swalayan CG Mart Pasir Putih Kabupaten Kampar," *Analisis Layout Produk...{Susi & Utami}/Jurnal Ekonomi KIAMAT*, vol. 32, no. 1, 2021, [Online]. Available: <https://journal.uir.ac.id/index.php/kiat>
- [8] A. Aufarrizqi *et al.*, "MARKET BASKET ANALYSIS UNTUK OPTIMALISASI LAYOUT MINI MARKET HUGO MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI," 2024.
- [9] M. Kholod, A. Celani, and G. Ciaramella, "The Analysis of Customers' Transactions Based on POS and RFID Data Using Big Data Analytics Tools in the Retail Space of the Future," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 14, no. 24, Dec. 2024, doi: 10.3390/app142411567.
- [10] S. Widiyanesti, M. Naufal Hakim, N. Syamsiyah, and Y. Mugi Dirohmat, "Enhancing Retail Store Layout for Impulsive Buying Using Market Basket Analysis and the Apriori Algorithm," 2025.
- [11] U. M. Wulandari, A. T. Suseno, and M. Kholilurrahman, "Market Basket Analysis Using FP-Growth and Apriori on Distro Store Sales Transaction," *MATICS: Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (Journal of Computer Science and Information Technology)*, vol. 17, no. 1, pp. 12–18, Mar. 2025, doi: 10.18860/mat.v17i1.28820.