



E-ISSN 2987-6524

Journal of Journal of Operation System

Journal homepage: <https://www.ejournal.ybpindo.or.id/index.php/jos>

Analisis pembelian konsumen dengan algoritma market basket analysis (studi kasus: Alfamart)

Consumer purchase analysis with a market basket analysis algorithm (case study: Alfamart)

Muhammad Guruh Safaat ^{1*}, Herpina Okti ², Thania Ardilla ³, Dhita Felalita ⁴

Email: [\[2112007@student.iteba.ac.id\]](mailto:2112007@student.iteba.ac.id)*, [\[2112021@student.iteba.ac.id\]](mailto:2112021@student.iteba.ac.id), [\[2112004@student.iteba.ac.id\]](mailto:2112004@student.iteba.ac.id), [\[1912006@student.iteba.ac.id\]](mailto:1912006@student.iteba.ac.id)

^{1,2,3,4}Institut Teknologi Batam, Kepulauan Riau 29424

Keywords

market basket analysis, FP-Growth algorithm, purchase patterns, marketing strategies, customer satisfaction.

Abstract

This research applies market basket analysis with the FP-Growth algorithm to Alfamart, a retail company. The aim of this study is to identify significant patterns of co-purchases to enhance marketing strategies and customer satisfaction. The research methodology involves the collection and analysis of transactional data from Alfamart. The research findings indicate that the FP-Growth algorithm successfully identifies useful association rules for Alfamart. By understanding customer purchasing patterns, the company can improve their marketing strategies and create effective promotions. Additionally, the study tests the performance of the FP-Growth algorithm on transactional datasets, demonstrating good efficiency and accuracy in generating association rules. This research contributes to the development of market basket analysis with the FP-Growth algorithm in the context of Alfamart. The findings provide valuable insights for the company to understand customer purchasing behavior and make better marketing decisions. Using Fp-growth in value combinations A minimum of support 0.05 and a confidence rate of 0.8 can be found in six frequent combination of products purchased at Alfamart stores include beverage, snacks, cigarettes and plastic bags. It is anticipated that this research will advance the field of market basket analysis and offer benefits for business decision-making.

Kata Kunci

Analisis keranjang belanja, algoritma FP-Growth, pola pembelian, strategi pemasaran, kepuasan pelanggan.

Abstrak

Penelitian ini menerapkan analisis keranjang belanja dengan algoritma FP-Growth pada Alfamart, perusahaan ritel. Tujuan penelitian ini adalah mengidentifikasi pola pembelian bersama yang signifikan untuk meningkatkan strategi pemasaran dan kepuasan pelanggan. Metode penelitian melibatkan pengumpulan dan analisis data transaksi Alfamart. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth berhasil mengidentifikasi aturan asosiasi yang berguna bagi Alfamart. Dengan memahami pola pembelian pelanggan, perusahaan dapat meningkatkan strategi pemasaran dan menciptakan promosi yang efektif. Penelitian ini juga menguji kinerja algoritma FP-Growth pada

dataset transaksi dan menunjukkan efisiensi dan akurasi yang baik dalam menghasilkan aturan asosiasi. Penelitian ini memberikan kontribusi pada pengembangan analisis keranjang belanja dengan algoritma FP-Growth pada Alfamart. Hasil penelitian ini memberikan wawasan berharga bagi perusahaan dalam memahami perilaku pembelian pelanggan dan meningkatkan keputusan strategis pemasaran, menggunakan FP-Growth dengan kombinasi nilai minimum support 0.05 dan nilai confidence 0.8 dapat ditemukan 6 kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan di toko Alfamart adalah minuman, snack, rokok, dan kantong plastik. Diharapkan penelitian ini dapat memajukan bidang analisis keranjang belanja dan memberikan manfaat dalam pengambilan keputusan bisnis.

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi dan kemajuan perdagangan elektronik telah menghasilkan volume data yang sangat besar. Perusahaan e-commerce dan toko ritel modern memiliki kemampuan untuk melacak dan merekam setiap transaksi yang terjadi. Data transaksi ini mencakup informasi tentang produk yang dibeli, waktu pembelian, jumlah, dan data pelanggan. Dalam konteks ini, analisis keranjang pasar memberikan wawasan berharga tentang preferensi pelanggan dan tren pembelian.

Dalam era digital yang semakin maju, data yang dihasilkan oleh perusahaan dan organisasi telah meningkat secara signifikan [1]. *Market basket analysis*, juga dikenal sebagai analisis keranjang belanja, menjadi metode yang penting untuk menggali wawasan dari data ini. *Market basket analysis* membantu dalam mengidentifikasi pola pembelian bersamaan atau asosiasi antara item yang dibeli oleh pelanggan. Informasi ini dapat digunakan oleh perusahaan untuk meningkatkan strategi pemasaran, mengoptimalkan tata letak toko, dan memberikan rekomendasi personalisasi kepada pelanggan [2].

Market basket analysis didasarkan pada konsep *association rules*, yang merupakan aturan yang menyatakan hubungan antara item-item dalam dataset transaksi [3]. Aturan asosiasi ini mengungkapkan kemungkinan pembelian bersamaan antara item-item tertentu. Contohnya, jika seorang pelanggan membeli roti, ada kemungkinan dia juga akan membeli mentega. Dalam analisis market basket, terdapat juga konsep *menunggu (support)* yang mengukur seberapa sering item-item tertentu muncul bersamaan dalam dataset transaksi [4]. *Menunggu* juga dapat digunakan untuk menentukan sejauh mana suatu aturan asosiasi diterima oleh pelanggan. Selain itu, konsep *keyakinan (confidence)* juga digunakan untuk mengukur seberapa sering aturan asosiasi terbukti benar dalam dataset.

Salah satu algoritma yang umum digunakan dalam *market basket analysis* adalah algoritma Apriori [5]. Algoritma Apriori bekerja dengan mengidentifikasi item-item yang sering muncul bersamaan dalam dataset transaksi, dan kemudian membangun aturan asosiasi berdasarkan item-item ini [6]. Algoritma ini berguna untuk menghasilkan aturan asosiasi yang memiliki *menunggu* dan *keyakinan* yang signifikan. Dengan menggunakan algoritma Apriori, perusahaan dapat mengungkap pola-pola yang tersembunyi dalam data transaksi dan memanfaatkannya untuk mengambil keputusan yang lebih baik dalam strategi bisnis mereka [7].

Adapun algoritma FP-Growth yang merupakan salah satu algoritma asosiasi dalam data mining. Algoritma FP-Growth merupakan pengembangan dari metode Apriori sebagai salah satu alternatif untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (Frequent itemset) dalam sebuah kumpulan data kemudian membangkitkan struktur data Tree atau disebut dengan Frequent Pattern Tree (FP-Tree) [8].

Salah satu strategi yang dapat meningkatkan daya tarik konsumen adalah dengan menata ulang tata letak produk dengan tepat agar dapat membuat konsumen tertarik untuk membeli atau berbelanja [9]. Salah satu manfaat dari penempatan tata letak yang tepat dan sesuai dengan kebiasaan konsumen akan menghemat waktu dan akan memberikan kenyamanan dan kemudahan kepada konsumen dalam memperoleh produk yang diinginkan[10].

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola pembelian bersamaan yang signifikan antara item-item yang dibeli oleh pelanggan pada saat berbelanja di Alfamart

2. Metode Penelitian

Bagian ini merupakan langkah-langkah yang dilakukan oleh peneliti untuk menemukan solusi dari permasalahan yang ada.

2.1 Tempat dan Waktu

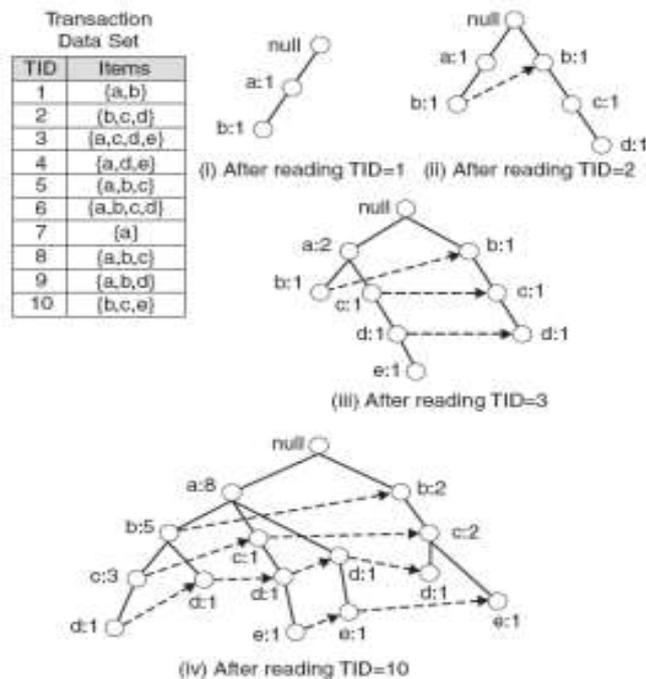
Tempat penelitian ini dilakukan yaitu di toko Alfamart cabang tiban koperasi. Data yang digunakan adalah data transaksi penjualan mulai dari tanggal 21 Juni 2023.

2.2 Metode Pengumpulan Data

Data dikumpulkan secara langsung di toko Alfamart dengan menyalin struck belanja e-receipt sebanyak 100 transaksi yang didapatkan dari kasir toko Alfamart.

2.3 Metode Pengolahan Data

Metode pengolahan data menggunakan metode *Association Rules Market Basket Analysis* [9]. Data *cleaning* untuk melakukan pembersihan data agar sesuai dengan kriteria yang dibutuhkan kemudian transformasi data yaitu untuk merubah data ke bentuk binomial. Algoritma yang digunakan adalah algoritma *FP Growth* yang menggunakan konsep pembangunan *tree*, yang disebut *FP-Tree*.



Gambar 1. Contoh Algoritma *FP Growth*

2.4 Analisis Data

Analisis Data berisi pembahasan mengenai hasil pengolahan data berupa aturan asosiatif.

3. Hasil dan Pembahasan

Tahapan ini membahas mengenai pengolahan data transaksi dari toko Harmoni, pengolahan data menggunakan bantuan *software* Rapid Miner.

3.1 Data Transaksi Penjualan

Data yang terkumpul adalah data transaksi dari tanggal 21 Juni 2023, jumlah total data yang terkumpul sebanyak 100 transaksi. Untuk menyesuaikan dengan kriteria penelitian yang ditentukan, terlebih dahulu data dipilih dan diseleksi kemudian di lakukan proses *cleaning* di ms excel, Kriteria data transaksi yang ditentukan harus memiliki minimal 2 item dalam satu kali transaksi atau lebih dalam setiap transaksi.

Tabel 1. Daftar Transaksi Penjualan

No. Transaksi	Tanggal	Produk yang Dibeli				
		1	2	3	4	5
1	21-Jun-23	PUCUK 350ML	SUKI AYAM 110G	MR HOT MK C140G		
2	21-Jun-23	NSCF LTE 220ML	GG SURYA CKT 12	TP PB CHO 280G	GOLDA CPCN 200ML ADEM S	
3	21-Jun-23	TANGO CHO 110G	CARASUN UV 8ML	PONDS M WB 100	LMN 350ML	
4	21-Jun-23	KA SPC 380G	NPL AIR 600ML			
5	21-Jun-23	SR SBK CK 214G	SR SBK CKT 214G	PRT KM/AR 200G	ONYX SRM 65ML	ICHITAN GT 310ML
...
96	30-Jun-23	TB CHO BUN 270G	GOLDA CPCN 200ML			
97	30-Jun-23	MILKU CKT 200ML	LEMNRL AIR 600ML	QTELLA BLD 180G		
98	30-Jun-23	KP BRD L 0.020	GARUDA PLS M 85G	NSCF LTE 220ML	FF PF FC 225ML	
99	30-Jun-23	CHITATO SP P 35G	KNZLR SGL MNI 65	LEMNRL AIR 330ML		
100	30-Jun-23	DJISAMSOE 12	SOSRO ORI 350ML			

Berikut ini merupakan pengklasifikasian department dari masing-masing produk:

Tabel 2. Pengelompokkan jenis barang dan departemen

No	Departemen	jenis	Jenis Produk
1	D1	Minuman	Nescafe, Sanford, Le minerale, Pucuk, Milku, Golda, Forest, Sosro, ISOPLUS, Cimory, Ichitan, Adem Sari, Fruit Tea, Aqua, Coca-cola, Fanta, UHT Greenfields, nestle pure life, ultra vit c, lasegar, Frisian Flag
2	D2	MIE	INDOMIE, MIE SUKSES, sedap, sarimi

3	D3	Snack	FRENCH FRIES, kanzler, garuda, kusuka, chitato, bengbeng, richesees, nabati, sozzis, dk kacang bawang, suki ayam, hatari, taekenoi rumput laut, wafer roll, maitos, snack alfamart, tango, Topbaker cho bun, sari roti
4	D4	Rokok	samporna, surya, djiesamsoe, camel, marlboro, dunhill, gudang garam
5	D5	Plastik	MEDIUM, LARGE, SMALL
6	D6	Skincare & Makeup	wardah, whitelab, ponds, garnier, posh white, carasun, oral b, formula sikat gigi, biore
7	D7	Obat-obatan	minyak kayu putih, tcare mint, baygon
8	D8	Voucher	indosat, xl, axis, telkomsel
9	D9	Sabun	royale, soklin,
10	D10	Bumbu Masakan	kraft cheddar, pronas, sasa, ceres
11	D11	Makanan Hewan	whikas tuna, me-o
12	D12	rak fresh	Telur

3.2 Transformasi Data

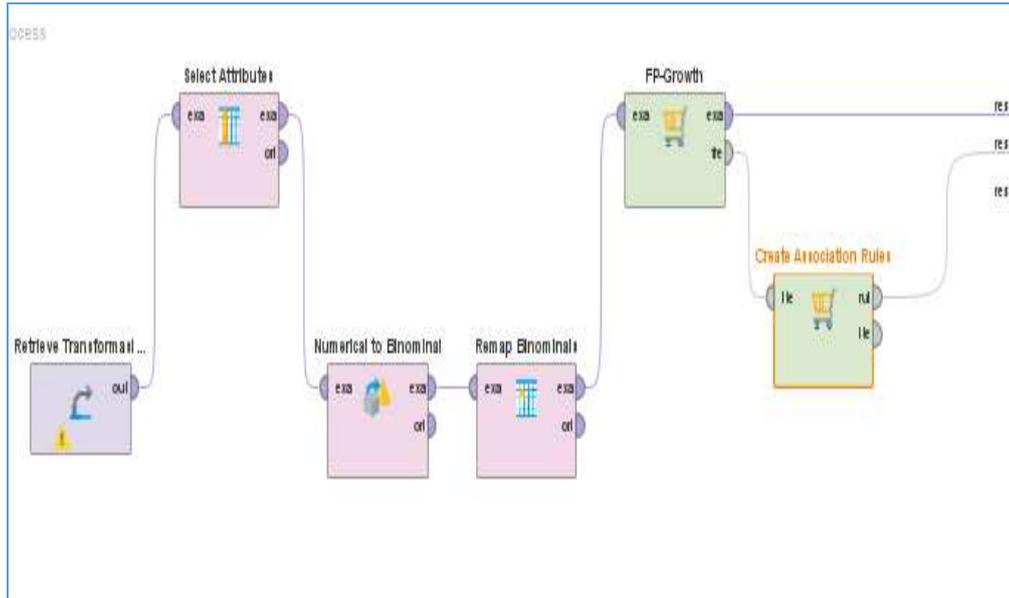
Berikut ini merupakan hasil transformasi data :

Tabel 3. Data Transformasi

No	Dept 1	Dept 2	Dept 3	Dept 4	Dept 5	Dept 6	Dept 7	Dept 8	Dept 9	Dept 10	Dept 11	Dept 12
1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
3	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
4	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
...
96	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
97	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
98	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
99	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
100	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0

3.3 Model ARMBA Menggunakan Rapid Miner

Pengolahan data ini dilakukan oleh *software* rapid miner dengan membangun model *market basket analysis* dengan menghubungkan data dengan beberapa operator seperti select attribute, numeric to binominal, remap binominal, fp growth dan create association rules.



Gambar 2. Model Market Basket Analysis menggunakan Rapid Miner

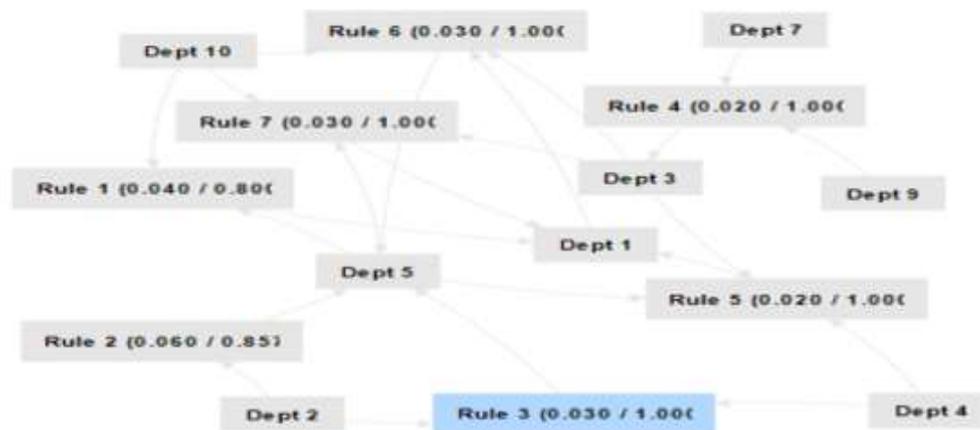
3.4 Output Rapid Miner

Hasil dari pengolahan data menggunakan software rapid miner dengan algoritma FP Growth adalah sebagai berikut:

Tabel 4. Hasil Market Basket Analysis menggunakan Rapid Miner

No.	Premises	Conclusion	Support	Confide...	LaPlace	Gain	p-s	Lift	Convicti...
2	Dept 2	Dept 5	0.060	0.857	0.991	-0.080	0.026	1.749	3.570
3	Dept 4, Dept 2	Dept 5	0.030	1	1	-0.030	0.015	2.041	∞
4	Dept 7, Dept 9	Dept 3	0.020	1	1	-0.020	0.011	2.174	∞
5	Dept 5, Dept 3, Dept 4	Dept 1	0.020	1	1	-0.020	0.006	1.389	∞
6	Dept 1, Dept 3, Dept 10	Dept 5	0.030	1	1	-0.030	0.015	2.041	∞
7	Dept 5, Dept 3, Dept 10	Dept 1	0.030	1	1	-0.030	0.008	1.389	∞

Hasil grafik dari association rules yang didapatkan ketika menggunakan RapidMiner dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 3. Grafik association rules

3.5 Pembentukan Aturan Asosiatif

Dalam *market basket analysis*, pengaturan nilai minimum support dan minimum confidence memainkan peran penting dalam pembentukan aturan asosiatif yang relevan dan bermakna. Berdasarkan referensi jurnal yang dikumpulkan, umumnya terdapat variasi dalam penggunaan nilai-nilai tersebut, tergantung pada karakteristik dataset dan tujuan penelitian yang dilakukan.

Nilai minimum support yang digunakan adalah 0.1. Artinya, hanya aturan yang muncul dalam setidaknya 10% transaksi yang dipertimbangkan. Nilai minimum confidence, pada studi tersebut, tidak secara spesifik disebutkan namun ditentukan berdasarkan analisis dan kebutuhan penelitian[1]. Menggunakan nilai minimum support yang bervariasi, mulai dari 0.1 hingga 0.5, tergantung pada jenis dataset yang dianalisis. Selain itu, nilai minimum confidence juga bervariasi antara 0.5 hingga 0.9, tergantung pada kebutuhan dan tingkat kepercayaan yang diinginkan dalam penelitian[6].

Penggunaan nilai minimum support dan minimum confidence juga tergantung pada kompleksitas dataset dan tingkat kepentingan aturan yang dihasilkan. menggunakan nilai minimum support dan minimum confidence yang lebih rendah untuk menemukan aturan yang lebih spesifik dan detail dalam analisis data penjualan[7].

Pada penelitian kali ini pada saat menggunakan RapidMiner kami menggunakan nilai support 0.05 dan nilai confidence 0.8 karena untuk memastikan aturan yang dikeluarkan memiliki tingkat kepercayaan yang tinggi atau cenderung lebih dapat diandalkan. Didapatkan aturan asosiatif pertama yaitu pada Dept 2 (Mie) akan dibeli bersamaan dengan item Dept 5 (plastik) dengan nilai *support* 0.06 dengan tingkat kepercayaan 0.857. Lift ratio dari aturan asosiatif ini adalah 1.749 (lift ratio > 1) sehingga dapat disimpulkan bahwa aturan asosiatif ini adalah valid. Aturan asosiatif kedua yaitu pada Dept 4 (Rokok) dan Dept 2 (Mie) akan dibeli bersamaan dengan item Dept 5 (plastik) dengan nilai support 0.03 (3%) dengan tingkat kepercayaan 1 (100%). Lift ratio dari aturan asosiatif ini adalah 2.041 (lift ratio > 1) sehingga dapat disimpulkan bahwa aturan asosiatif ini adalah valid. Aturan asosiatif ketiga yaitu pada Dept 7 (Obat-obatan) dan Dept 9 (Sabun) akan dibeli bersamaan dengan item Dept 3 (Snack) dengan nilai support 0.02 (2%) dengan tingkat kepercayaan 1 (100%). Lift ratio dari aturan asosiatif ini adalah 2.174 (lift ratio > 1) sehingga dapat disimpulkan bahwa aturan asosiatif ini adalah valid. Aturan asosiatif keempat yaitu pada Dept 5 (plastik), Dept 3 (Snack), Dept 4 (Rokok) akan dibeli

bersamaan dengan item Dept 1 (Minuman) dengan tingkat kepercayaan 1 (100%). Lift ratio dari aturan asosiatif ini adalah 1.389 (lift ratio > 1) sehingga dapat disimpulkan bahwa aturan asosiatif ini adalah valid. Aturan asosiatif kelima yaitu pada Dept 1 (Minuman), Dept 3 (Snack), Dept 10 (Bumbu Masakan) akan dibeli bersamaan dengan item Dept 5 (plastik) dengan tingkat kepercayaan 1 (100%). Lift ratio dari aturan asosiatif ini adalah 2.041 (lift ratio > 1) sehingga dapat disimpulkan bahwa aturan asosiatif ini adalah valid. Aturan asosiatif keenam yaitu pada Dept 5 (plastik), Dept 3 (Snack), Dept 10 (Bumbu Masakan) akan dibeli bersamaan dengan item Dept 1 (Minuman) dengan tingkat kepercayaan 1 (100%). Lift ratio dari aturan asosiatif ini adalah 1.389 (lift ratio > 1) dapat disimpulkan bahwa aturan asosiatif ini adalah valid.

4. Simpulan

Dari hasil kesimpulan yang telah di dapatkan bahwa pada penelitian kali ini menggunakan RapidMiner kami menggunakan nilai support 0.05 dan nilai confidence 0.8. berdasarkan pengujian dengan menggunakan Rapidminer disimpulkan bahwa banyaknya produk yang diminati berdasarkan hasil dari nilai confidence yang tinggi. Pada aturan asosiatif yang pertama hingga aturan asosiatif yang keenam dengan beberapa perhitungan setiap item dept yang di beli rata-rata lift ratio >1 maka dapat disimpulkan bahwa aturan asosiatif ini adalah valid. Dengan demikian menganalisis data menggunakan Rapidminer dapat memudahkan pengelolaan data sehingga menjadi lebih cepat dan efisien.

5. Ucapan Terima Kasih

Terima kasih dapat kami sampaikan kepada Institut Teknologi Batam atau lembaga yang telah membantu dalam penyediaan fasilitas laboratorium hingga dapat terselesainya penelitian ini. Peneliti berharap semoga hasil penelitian ini dapat bermanfaat bagi kita semua.

6. Referensi

- [1] Agrawal, R., Imielinski, T., & Swami, A. (1993). Mining association rules between sets of items in large databases. *ACM SIGMOD Record*, 22(2), 207-216.
- [2] Park, J. S., Chen, M. S., & Yu, P. S. (1995). An effective hash-based algorithm for mining association rules. *Proceedings of the 1995 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, 175-186.
- [3] Han, J., Pei, J., & Yin, Y. (2000). Mining frequent patterns without candidate generation. *ACM SIGMOD Record*, 29(2), 1-12.
- [4] Raza, A., Bashir, S., Raza, H., & Khan, F. U. (2018). An overview of association rule mining techniques and applications. *Journal of Computer Science and Network Security*, 18(2), 221-228.
- [5] Liu, B., Hsu, W., & Ma, Y. (1999). Integrating classification and association rule mining. *Proceedings of the 4th International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 80-86.
- [6] Bayir, M. A., & Aydin, N. (2016). A comparative study on association rule mining algorithms. *Journal of Engineering and Applied Sciences*, 11(8), 1719-1724.
- [7] Palaniappan, V., & Srinivasan, R. (2018). Association rules mining for sales data analysis. *International Journal of Applied Engineering Research*, 13(19), 13516-13519.
- [8] Fajrin, A. A., & Maulana, A. (2018). PENERAPAN DATA MINING UNTUK ANALISIS POLA PEMBELIAN KONSUMEN DENGAN ALGORITMA FPGROWTH PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN SPARE PART MOTOR . *Kumpulan jurnal Ilmu Komputer (KLIK)* , 27-36.

- [9] Dio, Rafi, Aulia Agung Dermawan, and Dimas Akmarul Putera. "Application of Market Basket Analysis on Beauty Clinic to Increasing Customer's Buying Decision." *Sinkron: jurnal dan penelitian teknik informatika* 8.3 (2023): 1348-1356.
- [10] ANSANI, ANISA. "Analisis Tata Letak Pasar Tradisional Berdasarkan Pola Perilaku Pembelian Dengan Metode Association Rules–Market Basket Analysis (Ar-Mba)(Studi Kasus: Pasar Rejodani Sleman)." (2022).