

SENASTIKA Universitas Malikussaleh

Penerapan Algoritma FP-Growth untuk Menganalisis Pola Penjualan Produk Supermarket

Mhd. Sanjay Sitepu¹, Mutiara Rahma², Naskan Zikrillah Syarif³, Rifa Amril Sahputra⁴

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Malikussaleh, Lhokseumawe, Aceh^{1,2,3,4}
Email: Mhd.210170179@mhs.unimal.ac.id¹, Mutiara.210170178@mhs.unimal.ac.id²,
Naskan.210170192@mhs.unimal.ac.id³, Rifa.210170194@mhs.unimal.ac.id⁴

Abstrak

Memahami perilaku konsumen sangat penting bagi pemilik bisnis, terutama di sektor ritel seperti supermarket. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan Algoritma FP-Growth sebagai metode analitis untuk mengidentifikasi pola pembelian produk dalam konteks supermarket. FP-Growth adalah teknik yang efisien untuk mengekstraksi aturan asosiasi dari kumpulan data transaksi besar. Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari transaksi penjualan produk supermarket selama periode satu bulan. Hasilnya menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth dapat menghasilkan 46 aturan baru yang menggambarkan hubungan antara produk yang sering dibeli bersama. Keterkaitan satu produk mencakup 23 titik data, sementara keterkaitan dua produk berjumlah 23 titik data. Aturan-aturan baru ini dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan penjualan produk di supermarket. Misalnya, supermarket dapat mempromosikan produk yang sering dibeli bersama. Selain itu, supermarket dapat mengatur ulang tata letak barang agar produk yang sering dibeli berdekatan satu sama lain. Analisis ini dapat memberikan wawasan berharga bagi pemilik supermarket, membantu mereka dalam mengembangkan strategi pemasaran yang lebih efektif dan meningkatkan pengalaman belanja konsumen. Pendekatan ini dapat meningkatkan efisiensi dan daya saing bisnis dalam menjual produk kepada konsumen.

Keywords: *Algoritma FP-Growth, Analisis pola penjualan, Supermarket.*

1. PENDAHULUAN

Di era digital saat ini, data telah menjadi aset yang sangat berharga bagi berbagai bisnis, termasuk sektor ritel seperti supermarket. Dengan menganalisis data pembelian konsumen, supermarket dapat memperoleh berbagai informasi penting seperti perilaku pembelian konsumen, produk terlaris, dan produk yang memerlukan promosi.

Data mining adalah teknologi yang diperlukan agar data transaksi penjualan dapat digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis. Salah satu algoritma asosiasi dalam pengolahan data adalah algoritma FP-Growth, yang dikembangkan dari metode Apriori sebagai alternatif untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (itemset sering muncul) dalam kumpulan data, kemudian menghasilkan struktur data pohon, juga dikenal sebagai FP-Tree[1].

Proses menemukan hubungan di antara item atau itemset adalah *Association Rule Mining (ARM)*, yang paling banyak digunakan dalam basis data transaksional. Aturan asosiasi dibentuk dari *frequent itemset* (itemset yang sering muncul), jadi langkah pertama ARM adalah menemukan *frequent itemset*. Apriori adalah algoritma yang terkenal untuk *frequent itemset*. Algoritma ini membutuhkan banyak pemindaian basis data, yang tidak efisien di era Big Data saat ini[2]. Algoritma *FP-Growth* merupakan algoritma yang menggunakan struktur data FP-Tree untuk menyimpan informasi tentang itemset. FP-Growth adalah pendekatan yang dapat digunakan untuk menemukan kumpulan data yang sering muncul (itemset yang sering muncul) selama pengumpulan data. Ini berbeda dengan metode apriori, di mana ada perbedaan antara kebenaran aturan dan pemindaian database[3].

Tujuan penelitian ini adalah menerapkan algoritma *FP-Growth* untuk menganalisis perilaku pembelian produk supermarket. Hasil survei ini diharapkan dapat memberikan informasi yang berguna bagi perusahaan supermarket untuk meningkatkan penjualan dan kepuasan pelanggan.

Berikut beberapa manfaat penerapan algoritma FP Growth untuk menganalisis pola pembelian produk di supermarket: 1. Meningkatkan penjualan supermarket dapat menggunakan analitik untuk meningkatkan penjualan produk dengan mempromosikan produk yang sering dibeli bersama; 2. Meningkatkan Kepuasan Pelanggan Supermarket dapat menggunakan analitik untuk meningkatkan kepuasan pelanggan dengan menawarkan produk yang memenuhi kebutuhan pelanggan; 3. Meningkatkan efisiensi operasional supermarket dapat menggunakan hasil analisis untuk meningkatkan efisiensi operasional dengan mengurangi biaya penyimpanan dan pengiriman produk

Dalam penelitian ini, data pembelian produk supermarket diekstrak dari database transaksi penjualan. Data tersebut kemudian dianalisis menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk menemukan aturan asosiasi. Hasil analisis dibahas dan diinterpretasikan untuk memberikan informasi yang berguna bagi supermarket.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Data Mining

Data mining adalah teknik ekstraksi data yang menggunakan matematika, statistika, dan kecerdasan buatan untuk menguraikan informasi tersembunyi dari kumpulan data yang sangat besar [4]. [5] menyatakan bahwa data mining merupakan proses pencarian pola atau informasi menarik dalam data terpilih menggunakan teknik atau metode tertentu. Proses ini memungkinkan pengolahan data dalam jumlah besar untuk mengidentifikasi pola tersembunyi, tren, atau hubungan yang dapat bermanfaat untuk pengambilan keputusan strategis. Dalam konteks bisnis, misalnya, data mining dapat digunakan untuk menganalisis perilaku pelanggan, mengidentifikasi produk yang sering dibeli bersama, atau memperkirakan penjualan di masa mendatang. [6] teknik-teknik data mining mencakup teknik prediktif dan deskriptif seperti classification, clustering, association rule mining, dan regression, yang masing-masing memiliki fungsi spesifik tergantung pada tujuan analisis data yang diinginkan.

2.2 Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth merupakan pengembangan dari algoritma Apriori yang dirancang untuk mengatasi kekurangan-kekurangan yang ada pada algoritma tersebut. Seperti yang dijelaskan oleh [7], FP-Growth adalah metode yang efisien untuk menentukan himpunan pola data yang paling sering muncul dalam suatu kumpulan data. Dengan menggunakan struktur data yang disebut FP-tree, algoritma ini memungkinkan pencarian pola frekuensi tinggi tanpa memerlukan proses generasi kandidat yang kompleks, sehingga dapat meningkatkan kinerja analisis data. FP-Growth menjadi alternatif yang populer dalam data mining karena kemampuannya dalam menangani dataset yang besar dan beragam. [8] Dibandingkan dengan algoritma lain pada metode asosiasi, seperti algoritma apriori, algoritma FP-Growth menghasilkan rule yang baik dan membutuhkan waktu yang lebih sedikit untuk menemukan set item yang sering.

2.3 Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi adalah teknik dalam data mining yang digunakan untuk menemukan pola hubungan antara kombinasi item dalam dataset. Metode ini populer dalam analisis keranjang belanja di supermarket, yang dikenal sebagai market basket analysis [9]. Pentingnya aturan asosiasi dapat dinilai melalui dua parameter: support, yang menunjukkan seberapa sering kombinasi item muncul dalam database, dan confidence, yang mengukur kekuatan hubungan antar item. [10] Aturan asosiasi awalnya digunakan untuk menambang korelasi dan dependensi dalam berbagai set data dalam sebuah basis data. Menerapkan aturan asosiasi untuk melihat hubungan antara set data dapat meningkatkan nilai bisnis dan meningkatkan pengalaman pengguna. [11] Keuntungan menggunakan aturan asosiasi adalah mereka menghasilkan aturan yang dapat dibaca oleh manusia, sehingga prediksi model dapat dipahami.

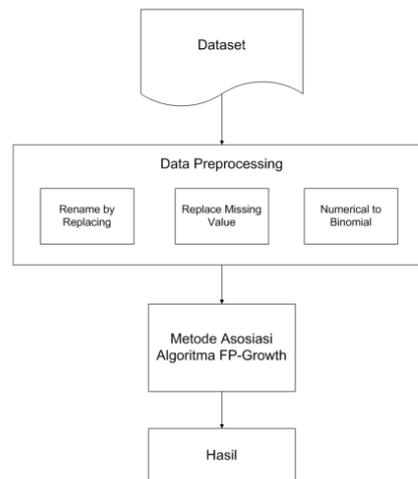
2.4 Penjualan

Penjualan adalah proses pertukaran barang atau jasa yang melibatkan penjual dan pembeli, dan merupakan salah satu fungsi dasar dalam bisnis. Menurut Surti [12], penjualan tidak hanya mencakup transaksi yang terjadi, tetapi juga strategi yang digunakan untuk menarik minat konsumen dan mempengaruhi keputusan pembelian. Penjual perlu memahami perilaku konsumen dan faktor-faktor yang mempengaruhi keputusan mereka dalam memilih produk.

Di era digital, penjualan semakin berkembang dengan adanya e-commerce, yang memberikan kemudahan bagi konsumen untuk melakukan pembelian secara online. Nugroho [13] menyatakan bahwa e-commerce menawarkan akses yang lebih luas dan variasi produk yang lebih banyak, serta kenyamanan dalam berbelanja. Penjual harus mengadaptasi strategi pemasaran mereka untuk memanfaatkan peluang yang ditawarkan oleh platform digital.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan desain eksperimental dengan pendekatan data mining. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data transaksi penjualan produk di supermarket yang diambil dari dataset "Supermart Grocery Sales - Retail Analytics Dataset" yang diperoleh melalui Kaggle. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola pembelian konsumen dengan menggunakan algoritma FP-Growth, yang merupakan salah satu metode frequent pattern mining. Algoritma ini digunakan untuk mengidentifikasi aturan asosiasi yang dapat membantu dalam pengambilan keputusan bisnis terkait strategi pemasaran. Berikut merupakan tahapan analisis untuk FP-Growth :



Gambar 1 Tahapan Analisis FP-Growth

1. Dataset
Langkah pertama yang dilakukan adalah pengumpulan data yang akan di analisis, yaitu mengunduh dataset dari Kaggle.
2. *Data Preprocessing*
Data dibersihkan dari missing values, outliers, atau data duplikat yang mungkin mengganggu proses analisis. Data juga akan dikelompokkan menjadi satu transaksi untuk mempresentasikan item, data juga di transformasi menjadi format biner yang dapat diproses oleh model FP-Growth, di mana transaksi dikategorikan sebagai kumpulan item (itemset) untuk setiap transaksi penjualan
3. Penerapan metode asosiasi algoritma FP-Growth
Selanjutnya, pengujian dilakukan menggunakan metode asosiasi algoritma FP-Growth.
4. Hasil
Mengidentifikasi aturan asosiasi (*association rules*) yang paling signifikan dari hasil analisis dan menyajikan pola-pola yang sering muncul dalam transaksi pembelian konsumen.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diakses melalui platform Kaggle yaitu data “Supermart Grocery Sales” (<https://www.kaggle.com/datasets/mohamedharris/supermart-grocery-sales-retail-analytics-dataset>). Data tersebut berisi tentang detail transaksi penjualan produk pada suatu supermarket yang terdiri dari 9,994 data, 7 Item, dan 23 Sub item. Gambar 2 merupakan dataset yang digunakan untuk *processing data*.

Order ID	Customer Name	Category	Sub Category	City	Order Date	Region	Sales	Discount	Profit	State
OD1	Harish	Oil & Masala	Masalas	Vellore	11-08-2017	North	1254	0.12	401.28	Tamil Nadu
OD2	Sudha	Beverages	Health Drinks	Krishnagiri	11-08-2017	South	749	0.18	149.8	Tamil Nadu
OD3	Hussain	Food Grains	Atta & Flour	Perambalur	06-12-2017	West	2360	0.21	165.2	Tamil Nadu
OD4	Jackson	Fruits & Veggies	Fresh Vegetable	Dharmapuri	10-11-2016	South	896	0.25	89.6	Tamil Nadu
OD5	Ridhesh	Food Grains	Organic Staples	Ooty	10-11-2016	South	2355	0.26	918.45	Tamil Nadu
OD6	Adavan	Food Grains	Organic Staples	Dharmapuri	06-09-2015	West	2305	0.26	322.7	Tamil Nadu
OD7	Jonas	Fruits & Veggies	Fresh Vegetable	Trichy	06-09-2015	West	826	0.33	346.92	Tamil Nadu
OD8	Hafiz	Fruits & Veggies	Fresh Fruits	Ramanadhapura	06-09-2015	West	1847	0.32	147.76	Tamil Nadu
OD9	Hafiz	Bakery	Biscuits	Tirunelveli	06-09-2015	West	791	0.23	181.93	Tamil Nadu
OD10	Krithika	Bakery	Cakes	Chennai	06-09-2015	West	1795	0.27	484.65	Tamil Nadu
OD11	Ganesh	Snacks	Chocolates	Karur	06-09-2015	West	1903	0.13	437.69	Tamil Nadu
OD12	Yadav	Eggs, Meat & Fi	Eggs	Namakkal	06-09-2015	West	701	0.1	308.44	Tamil Nadu
OD13	Sharon	Snacks	Cookies	Dindigul	4/15/2018	South	1659	0.19	315.21	Tamil Nadu
OD14	Peer	Fruits & Veggies	Fresh Vegetable	Kanyakumari	12-05-2017	West	1277	0.25	63.85	Tamil Nadu
OD15	Sundar	Eggs, Meat & Fi	Chicken	Kanyakumari	11/22/2016	Central	831	0.22	207.75	Tamil Nadu
OD16	Ramesh	Oil & Masala	Edible Oil & Ghe	Krishnagiri	11/22/2016	Central	1440	0.11	100.8	Tamil Nadu
OD17	Alan	Bakery	Cakes	Dharmapuri	11-11-2015	Central	1678	0.28	318.82	Tamil Nadu
OD18	Arutra	Beverages	Health Drinks	Bodi	5/13/2015	West	1617	0.19	113.19	Tamil Nadu
OD19	Haseena	Eggs, Meat & Fi	Mutton	Tenkasi	8/27/2015	West	1757	0.35	386.54	Tamil Nadu

Gambar 2 Dataset Transaksi Penjualan

Pada proses *preprocessing*, dataset diubah menjadi format transaksi berisi item yang dibeli bersama, dimana transaksi diidentifikasi berdasarkan 'Order ID' dan item yang dibeli berasal dari kolom 'Category' dan 'Sub Category'. Data kemudian ditransformasi kedalam bentuk biner agar dapat diproses oleh algoritma FP-Growth.

3.2. Penerapan Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth digunakan untuk menemukan *frequent itemsets* (set item yang sering muncul bersama) dalam data transaksi. Dari hasil FP-Growth menghasilkan sekumpulan *frequent itemsets* dengan minimum support sebesar 0.01, yang mengidentifikasi pola pembelian yang sering terjadi secara bersamaan, membantu memahami kecenderungan pembelian konsumen. Terdapat 53 itemset yang sering muncul dikelompokkan berdasarkan item yang dibeli menjadi satu transaksi dengan *support* (presentasi transaksi) tertinggi adalah 'Snacks'. Berikut merupakan tabel *frequent itemsets* dengan presentasi tertinggi.

Tabel 1 Itemset Yang Sering Muncul

support	itemsets
0.1514908945	Snacks
0.1490894537	Meat & Fish
0.1418851311	Fruits & Veggies
0.1413848309	Bakery
0.1400840504	Beverages
0.1398839304	Food Grains
0.136181709	Oil & Masala
0.0719431659	Health Drinks
0.0719431659	Health Drinks', 'Beverages
0.06814088453	Soft Drinks

Data transformation dilakukan dengan memberikan inisialisasi terhadap data yang memiliki nilai akan disesuaikan *type data* yang dibutuhkan pada algoritma *FP-Growth*. *Type data* yang dibutuhkan yaitu Binomial dan real. Data diinput dan dibantu dengan operator Nominal to Binomial. Berikut hasil aturan yang dihasilkan:

Tabel 2 Association Rules

Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
Oil & Masala	Masalas	0.04632779668	0.340191036	7.343130051
Masalas	Oil & Masala	0.04632779668	1	7.343130051
Cakes	Bakery	0.04522713628	1	7.072894551
Bakery	Cakes	0.04522713628	0.3198867657	7.072894551
Oil & Masala	Spices	0.0447268361	0.3284349743	7.343130051
Spices	Oil & Masala	0.0447268361	1	7.343130051
Breads & Buns	Bakery	0.05023013808	1	7.072894551
Bakery	Breads & Buns	0.05023013808	0.3552724699	7.072894551
Snacks	Cookies	0.05203121873	0.3434610304	6.601056803
Cookies	Snacks	0.05203121873	1	6.601056803
Health Drinks	Beverages	0.0719431659	1	7.138571429
Beverages	Health Drinks	0.0719431659	0.5135714286	7.138571429
Snacks	Chocolates	0.04992995797	0.3295904888	6.601056803
Chocolates	Snacks	0.04992995797	1	6.601056803
Meat & Fish	Fish	0.03692215329	0.2476510067	6.70738255

Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
Fish	Meat & Fish	0.03692215329	1	6.70738255
Fresh Vegetables	Fruits & Veggies	0.03542125275	1	7.047954866
Fruits & Veggies	Fresh Vegetables	0.03542125275	0.2496473907	7.047954866
Organic Staples	Food Grains	0.0372223334	1	7.148783977
Food Grains	Organic Staples	0.0372223334	0.2660944206	7.148783977
Meat & Fish	Eggs	0.03792275365	0.2543624161	6.70738255
Eggs	Meat & Fish	0.03792275365	1	6.70738255
Organic Vegetables	Fruits & Veggies	0.0347208325	1	7.047954866
Fruits & Veggies	Organic Vegetables	0.0347208325	0.2447108604	7.047954866
Beverages	Soft Drinks	0.06814088453	0.4864285714	7.138571429
Soft Drinks	Beverages	0.06814088453	1	7.138571429
Dals & Pulses	Food Grains	0.03432059236	1	7.148783977
Food Grains	Dals & Pulses	0.03432059236	0.2453505007	7.148783977
Atta & Flour	Food Grains	0.03532119272	1	7.148783977
Food Grains	Atta & Flour	0.03532119272	0.2525035765	7.148783977
Bakery	Biscuits	0.04592755653	0.3248407643	7.072894551
Biscuits	Bakery	0.04592755653	1	7.072894551
Snacks	Noodles	0.04952971783	0.3269484808	6.601056803
Noodles	Snacks	0.04952971783	1	6.601056803
Chicken	Meat & Fish	0.03482089254	1	6.70738255
Meat & Fish	Chicken	0.03482089254	0.233557047	6.70738255
Fresh Fruits	Fruits & Veggies	0.03692215329	1	7.047954866
Fruits & Veggies	Fresh Fruits	0.03692215329	0.26022567	7.047954866
Meat & Fish	Mutton	0.03942365419	0.2644295302	6.70738255
Mutton	Meat & Fish	0.03942365419	1	6.70738255
Oil & Masala	Edible Oil & Ghee	0.04512707625	0.3313739897	7.343130051
Edible Oil & Ghee	Oil & Masala	0.04512707625	1	7.343130051
Organic Fruits	Fruits & Veggies	0.03482089254	1	7.047954866
Fruits & Veggies	Organic Fruits	0.03482089254	0.245416079	7.047954866
Rice	Food Grains	0.03301981189	1	7.148783977
Food Grains	Rice	0.03301981189	0.2360515021	7.148783977

Berdasarkan hasil uji algoritma *FP-Growth* menghasilkan 46 aturan yang didapatkan dengan hasil perhitungan *lift ratio*. *Lift ratio* merupakan nilai yang menunjukkan kevalidan proses tersebut terbentuk dan memberikan informasi apakah benar penjualan produk dipilih secara bersamaan. Berdasarkan aturan asosiatif tersebut mendapatkan keterkaitan data satu produk sebanyak 23 data dan keterkaitan 2 produk sebanyak 23 data. Dimana masing-masing 23 data tersebut dibagi menjadi size 1 dan 2, dimana size 1 merupakan data dengan *confidence* dan *lift ratio* tertinggi.

Transaksi tertinggi pertama (Oil & Masala) → (Masalas) dengan support 0.046328 berarti 4.6% dari transaksi memuat kedua barang ini bersama. Confidence 0.340191 berarti jika pelanggan membeli "Oil & Masala," ada 34% kemungkinan juga membeli "Masalas." Dan Lift 7.34 menunjukkan hubungan yang kuat antara kedua barang ini, artinya kombinasi ini 7.34 kali lebih mungkin terjadi bersama daripada secara acak. Berdasarkan hasil tersebut peneliti merekomendasikan kepada kepala supermarket untuk meningkatkan penjualan produk yang memiliki size 2.

5. DISKUSI

Penggunaan algoritma *FP-Growth* untuk melakukan analisis asosiasi pada dataset "Supermart Grocery Sales - Retail Analytics" yang diambil dari Kaggle, peneliti menemukan pola pembelian yang sering muncul di antara produk-produk yang dijual di supermarket serta aturan asosiasi yang menunjukkan produk apa yang cenderung dibeli bersama dalam transaksi. Penelitian ini sejalan dengan penelitian serupa yang menganalisis pola belanja pelanggan di mana produk yang sering digunakan secara bersamaan atau dalam situasi yang sama cenderung dibeli bersamaan. Sebagaimana dilakukan oleh peneliti sebelumnya [14]. Menyatakan bahwa algoritma *FP-Growth* memberikan rincian tentang produk yang sering dan jarang dibeli, memungkinkan pemilik untuk merencanakan stok bahan baku dengan lebih baik.

Penggunaan nilai minimum *support* dan *confidence* yang tetap adalah salah satu keterbatasan penelitian ini. Nilai ini dapat diubah untuk aplikasi praktis sesuai dengan perubahan musiman atau pola perilaku konsumen yang berubah-ubah. Untuk menyesuaikan analisis dengan tren belanja yang berubah-ubah, penelitian masa depan dapat melihat ambang pendukung dinamis. Selain itu, penelitian ini belum mempertimbangkan aspek waktu dalam analisis asosiasi. Namun, dengan mempertimbangkan elemen waktu, seperti perubahan pola pembelian yang didasarkan pada hari atau musim, analisis ini dapat memberikan wawasan yang lebih dalam tentang dinamika pembelian. Hal ini sesuai dengan penelitian [15], menyatakan bahwa dalam hal efisiensi waktu, Apriori lebih cepat dalam menentukan pola asosiasi daripada FP-Growth.

6. KESIMPULAN

Dalam analisis pola transaksi pada dataset yang digunakan, algoritma FP-Growth terbukti efektif dalam menemukan pola pembelian pelanggan di supermarket. Algoritma ini dapat menemukan aturan yang kuat tentang hubungan antara barang-barang yang sering dibeli bersama. Teknik ini memungkinkan untuk mengetahui bagaimana pelanggan melakukan pembelian, yang membantu manajemen ritel membuat strategi pemasaran yang lebih baik, seperti promosi silang, bundling produk, dan pengelolaan persediaan. Algoritma FP-Growth menganalisis transaksi penjualan produk di supermarket menghasilkan 46 aturan yang didapatkan dengan hasil perhitungan *lift ratio*. *Lift ratio* merupakan nilai yang menunjukkan kevalidan proses tersebut terbentuk dan memberikan informasi apakah benar penjualan produk dipilih secara bersamaan. Berdasarkan aturan asosiatif tersebut mendapatkan keterkaitan data satu produk sebanyak 23 data dan keterkaitan 2 produk sebanyak 23 data. Peneliti memberikan masukan dan saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya yaitu mengganti dataset yang relevan, untuk melihat seberapa efisien penggunaan algoritma FP-Growth dalam menangani permasalahan di kehidupan nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Suhada, D. Ratag, G. Gunawan, D. Wintana, and T. Hidayatulloh, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada Ahass Cibadak," *Swabumi*, vol. 8, no. 2, pp. 118–126, 2020, doi: 10.31294/swabumi.v8i2.8077.
- [2] S. Bagui, K. Devulapalli, and J. Coffey, "A heuristic approach for load balancing the FP-growth algorithm on MapReduce," *Array*, vol. 7, no. February 2019, p. 100035, 2020, doi: 10.1016/j.array.2020.100035.
- [3] S. Nurhaliza, R. Astuti, and F. Muhamad Basysyar, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola Penjualan Pada Toko Laris Manis Aneka Kue Kering Khas Cirebon," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 386–391, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8350.
- [4] S. P. Pratama, "Analisis Data Mining Asosiasi FP-Growth Pada Penjualan Produk di Toko Ritel Agung," *J. Tekinkom (Teknik Inf. dan Komput.)*, vol. 6, no. 1, pp. 63–71, 2023, doi: 10.37600/tekinkom.v6i1.744.
- [5] K. Sumangkut, A. S. M. Lumenta, and V. Tulenan, "Analisa Pola Belanja Swalayan Daily Mart Untuk Menentukan Tata Letak Barang Menggunakan Algoritma FP-Growth," *J. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 1, 2016, doi: 10.35793/jti.8.1.2016.12300.
- [6] D. D. Shankar, A. S. Azhakath, N. Khalil, S. J. , M. T. , and S. K. , "Data mining for cyber biosecurity risk management – A comprehensive review," *Comput. Secur.*, vol. 137, no. April 2023, p. 103627, 2024, doi: 10.1016/j.cose.2023.103627.

- [7] A. P. A. K. Wid, "719 | Page," vol. 2, pp. 719–724, 2024.
- [8] Y. Syach Putra, R. Kurniawan, and Y. Arie Wijaya, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Data Penjualan Sembako," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 561–567, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8391.
- [9] G. Abdurrahman, "Analisis Aturan Asosiasi Data Transaksi Supermarket Menggunakan Algoritma Apriori," *Sist. Teknol. Inf. Indones.*, vol. 2, no. 2, pp. 100–111, 2017.
- [10] R. Jiang and B. Dai, "Cultural tourism attraction recommendation model based on optimized weighted association rule algorithm," *Syst. Soft Comput.*, vol. 6, no. April, p. 200094, 2024, doi: 10.1016/j.sasc.2024.200094.
- [11] S. Mohammed *et al.*, "A statistical method for predicting quantitative variables in association rule mining," *Inf. Syst.*, vol. 118, p. 102253, 2023, doi: 10.1016/j.is.2023.102253.
- [12] S. Zahra, "Dasar-Dasar Pemasaran dan Penjualan," p. 6, 2015.
- [13] D. I. Maharani, "Peluang dan Tantangan Sektor E-Commerce dalam Meningkatkan Perekonomian di Era Transformasi Digital," *J. Simki Econ.*, vol. 7, no. 1, pp. 201–210, 2024, doi: 10.29407/jse.v7i1.493.
- [14] R. Kurniawan, Y. A. Wijaya, T. Informatika, P. Lunak, and S. Informasi, "IMPLEMENTASI ALGORITMA FP-GROWTH PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN SEBLAK JONTOR," vol. 8, no. 1, pp. 112–122, 2024.
- [15] A. A. C. Pabendon and H. D. Purnomo, "Penerapan Algoritma Apriori dan FP-Growth Untuk Market Basket Analisis Pada Data Transaksi NonPromo," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 3, p. 975, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i3.6153.