

PENERAPAN ALGORITMA *FREQUENT PATTERN GROWTH* PADA POLA PEMBELIAN KONSUMEN (STUDI KASUS G.I.B STORE KOTA CIMAH)

Resa Hardiyanti^{1*}, Tati Ernawati²,

^{1,2}Politeknik TEDC Bandung; Jl. Politeknik - Pesantren Km. 2 Kota Cimahi; 022-6645951.

Keywords:

FP-Growth; data mining; pola pembelian.

Correspondent Email:

hardiyantiresa@gmail.com

Abstrak. Analisis pada pola transaksi merupakan salah satu faktor kunci dalam pengambilan keputusan bisnis, terutama dalam keputusan bisnis ritel. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen G.I.B store kota Cimahi dengan menerapkan algoritma *Frequent Pattern growth (FP-Growth)* sebagai metode *data mining* untuk menemukan pola terkait antar produk yang sering dibeli secara bersamaan. Penelitian ini menggunakan data selama tahun 2023 dalam transaksi penjualan *online* dan *offline* dan selama proses penelitian ini meliputi pengumpulan data, *cleansing data*, *transformasi data* dan penerapan algoritma *FP-Growth* menggunakan *Google Colaboratory* serta analisis pola asosiasi yang dihasilkan. Penelitian menunjukkan hasil bahwa terdapat hubungan yang kuat antara beberapa produk tertentu seperti diantara *Junior premium 8* dan *kids premium M* dengan tingkat kepercayaan (*confidence*) sebesar 77,91%. Pola-pola ini dapat membantu untuk menentukan dan juga menyusun strategi usaha dalam promosi, *bundling* produk dan juga pengelolaan stok barang yang lebih efisien. Penerapan algoritma *FP-Growth* terbukti dapat membantu pemilik usaha dalam memahami kebiasaan belanja pelanggan dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat sasaran.

Abstract. Transaction pattern analysis constitutes one of the key factors in business decision-making, particularly in retail business decisions. This study aims to identify consumer purchasing patterns at G.I.B store in Cimahi City by implementing the *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)* algorithm as a data mining method to discover associative patterns among products that are frequently purchased together. This research utilized data from 2023 encompassing both online and offline sales transactions, and the research process included data collection, data cleansing, data transformation, and the application of the *FP-Growth* algorithm using *Google Colaboratory*, as well as analysis of the resulting association patterns. The findings demonstrate that strong relationships exist between certain specific products, such as between *Junior Premium 8* and *Kids Premium M*, with a confidence level of 77.91%. These patterns can assist in determining and formulating business strategies for promotions, product bundling, and more efficient inventory management. The implementation of the *FP-Growth* algorithm has proven effective in helping business owners understand

customer shopping behaviors and support more targeted decision-making.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi khususnya *e-commerce* memberikan dampak positif terhadap peningkatan jumlah transaksi secara signifikan. Menurut laporan Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia (APJII) terdapat peningkatan transaksi *online* 23,02% tahun 2024 dibandingkan tahun 2023 yang hanya sebesar 14,33%, dalam hal ini mengindikasikan perkembangan *e-commerce* mengalami peningkatan dalam waktu 1 tahun terakhir. Transaksi *online* lebih dari 3 kali dalam sebulan mencapai 5,20% tahun 2024, mengalami kenaikan dibandingkan pada satu tahun sebelumnya yaitu hanya 2,46 % [1]. Banyak cara untuk mengolah data salah satunya data *mining* menjadi semakin populer, hal ini disebabkan oleh kebutuhan dan ketersediaan data yang meningkat serta kebutuhan untuk mengubah data tersebut menjadi informasi yang bermanfaat [2]. Data *mining* memberikan manfaat utama mengidentifikasi pola tersembunyi dan korelasi dalam dataset kompleks yang tidak dapat terlihat secara manual, sehingga memungkinkan organisasi membuat keputusan berbasis data yang lebih baik [3]. Pemanfaatan data *mining* dalam mengidentifikasi pola pembelian konsumen telah dilakukan oleh peneliti sebelumnya seperti [4] menganalisis 349 transaksi penjualan Derisma *Skincare* menggunakan algoritma *Frequent Pattern-Growth (FP-Growth)*. Hasil analisis ini dimanfaatkan untuk pengembangan strategi promosi paket hemat yang lebih efektif. Kajian lain dilakukan oleh [5] analisis transaksi toko roti CV Bagus Alam Sejahtera menggunakan algoritma *FP-Growth* menghasilkan asosiasi signifikan antara produk bika ambon dan *blonde* sedang, temuan ini memberikan landasan strategis untuk optimalisasi produksi dan pemasaran perusahaan. Penelitian lain dilakukan oleh [6] menganalisis data transaksi tiga tahun di CV Harmoni *Medicine* Indonesia menggunakan algoritma *FP-Growth*. Hasilnya mengidentifikasi 9 aturan asosiasi valid berdasarkan parameter *support*, *confidence*, dan *lift* yang telah ditetapkan. Algoritma *FP-*

Growth terbukti efektif dalam mempercepat dan meningkatkan akurasi analisis pola transaksi, membantu perusahaan mengembangkan strategi *cross-selling* yang lebih efisien. Penelitian sebelumnya telah menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk analisis pola pembelian konsumen. Penelitian yang dikaji penulis yaitu diusulkan berfokus pada toko pakaian dan sandal G.I.B di Cimahi dengan kebaruan: kombinasi penjualan *online* dan *offline*, kajian lebih komprehensif tidak hanya strategi pemasaran, tetapi juga optimalisasi stok, peningkatan penjualan melalui rekomendasi produk.

Penulis melakukan observasi pada 3 November 2024 di toko pakaian dan sandal G.I.B (Jl. Kolonel Masturi No. 204 Cipageran, Cimahi Utara) yang beroperasi secara *online* dan *offline*. Permasalahan yang terjadi berdasarkan hasil wawancara mengungkapkan bahwa pemilik toko kesulitan mengolah data untuk menentukan pola pembelian konsumen. Total transaksi periode Januari-Desember 2023 mencapai 1025 transaksi. Penulis mengusulkan solusi berupa pemanfaatan data *mining* untuk menganalisis pola pembelian konsumen dengan teknik asosiasi, menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk mengidentifikasi hubungan antar variabel dalam *dataset*. Algoritma *FP-Growth* dipilih karena efisiensinya pada dataset besar, kompleksitas perhitungan rendah, dan kemampuan mengidentifikasi pola pembelian kompleks.

Tujuan dari penelitian ini adalah mengidentifikasi produk yang sering dibeli bersama untuk strategi pemasaran, optimalisasi stok, peningkatan penjualan melalui rekomendasi produk terkait dalam upaya peningkatan kepuasan konsumen.

2. TINJAUAN PUSTAKA

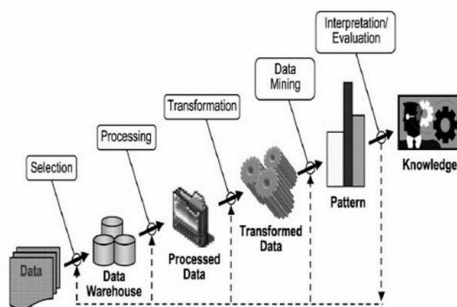
2.1 Data Mining

Data *mining* adalah proses mengekstraksi atau menambah pengetahuan dari data yang sangat besar untuk menghasilkan informasi baru yang bermanfaat untuk pengembangan atau pendukung keputusan [7]. Penguraian kompleks dari kumpulan data menjadi

informasi yang potensial secara implisit dikenal sebagai data *mining* tidak nyata yang belum diketahui sebelumnya. Disebut juga sebagai penggalian dan analisis data dengan peralatan otomatis atau semi otomatis dengan tujuan menemukan pola yang memiliki arti atau maksud. *Knowledge Discovery Database* (KDD) mencakup data *mining* [8].

2.1.1 Proses Data Mining

Tujuh tahapan KDD terdiri dari pembersihan data, integrasi data, pemilihan data, transformasi data, proses *mining*, penilaian pola, dan presentasi pengetahuan. Tahapan analisis data *mining* dilakukan melalui KDD [9].



Gambar 1. 1 Proses KDD

Keterangan Gambar 1:

1. Data Cleaning

Data yang dibersihkan diambil dari *database* yang telah dianalisis dan mengandung data yang tidak lengkap atau hilang. Pembersihan data ini akan membuat proses data *mining* lebih mudah.

2. Data Integration

Integrasi data menggabungkan berbagai sumber dari berbagai jenis *database* atau *file* yang digunakan. Hal ini dilakukan untuk mengambil beberapa atribut yang diperlukan untuk proses data *mining*. Setelah integrasi data selesai, data yang sebenarnya dapat dilihat, baik yang ada maupun yang tidak ada.

3. Data Selection

Data yang akan digunakan untuk data *mining* harus dikumpulkan dan dianalisis dalam format yang sebelum menggunakan informasi KDD.

4. Data Transformation

Proses transformasi melibatkan mengubah dan mengintegrasikan berbagai skema dan

struktur ke dalam skema dan struktur *warehouse* yang didefinisikan.

5. Tahapan Proses Mining

Menggali pengetahuan dan informasi baru dari banyak data *warehouse* dengan menggunakan *Artificial Intellengent* (AI), statistik, dan matematika merupakan tahapan proses data *mining*. Teknologi data *mining* diharapkan dapat menghubungkan komunikasi antara pelaku dan data.

6. Pattern Evaluation

Mengetahui apakah data *mining* sudah selesai, mengevaluasi pola-pola termasuk pola-pola model prediksi. Jika tidak, dapat menggunakan metode data *mining* lain atau yang sesuai.

7. Knowledge Presentation

Proses untuk mengetahui teknik yang digunakan dalam proses data *mining*, sehingga dapat membuat keputusan karena beberapa orang yang belum tahu tentang data *mining* [9].

2.2 Asosiasi

Analisis keranjang belanja merupakan contoh penerapan asosiasi [10]. Aturan asosiasi atau hubungan antar produk akan ditentukan dengan teknik asosiasi ini, dalam konteks pemasaran, keterkaitan produk-produk yang diproduksi digunakan sebagai panduan untuk mengatur penempatan barang dagangan di toko. Menentukan aturan asosiasi, terdapat ukuran ketertarikan atau tingkat kepercayaan, yang dihasilkan dari pengolahan data dengan perhitungan tertentu. Mengukur kekuatan suatu pola, terdapat dua ukuran: dukungan dan keyakinan. Dukungan menunjukkan seberapa besar dominasi suatu set item yang layak untuk dicari keyakinannya, sementara keyakinan menunjukkan hubungan antara dua item secara *conditional*. Membandingkan pola dengan nilai minimum pada kedua parameter yang dipilih pengguna, kedua ukuran ini berguna untuk menentukan kekuatan pola. Rumus persamaan (1) dan (2) dapat digunakan untuk menentukan nilai minimum *support* item.

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

$$Support(A, B) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \times 100\%$$

Kedua, pembentukan aturan asosiasi yang mencari item yang memenuhi syarat minimal *confidence* aturan asosiasi.

$$\text{Confidence } (A \rightarrow B) = \frac{P(A|B)}{\text{Total Transaksi}} \times 100\%$$

Jumlah transaksi mengandung A dan B

Hubungan antar item yang ditemukan akan dipresentasikan dalam bentuk aturan asosiasi [11].

2.3 Data Set

Data set dapat berupa data *numerik*, teks, atau lainnya yang teroganisir dalam satu kesatuan, terdiri dari satu atau lebih atribut atau variabel. Gambar, audio, dan video adalah beberapa jenis data yang dapat termasuk dalam set data. Data set biasanya digunakan dalam analisis data, pembelajaran mesin, dan pengembangan model prediktif. Data set dapat diambil dari berbagai sumber, seperti *survey*, *database*, *log file*, dan media sosial. Data set yang besar dan kompleks sering memerlukan pengolahan dan penyaringan sebelum dapat digunakan dalam analisis atau pengembangan model [12].

2.4 Algoritma FP-Growth

FP-Growth termasuk dalam kategori algoritma alternatif yang berperan untuk menemukan sekumpulan elemen data dengan tingkat kemunculan tertinggi di dalam dataset tertentu [5]. Pada titik ini, algoritma *FP-Growth* (yang juga dikenal sebagai operator *FP-Growth*) digunakan untuk menganalisis data transaksi dan menemukan pola pembelian produk yang sering muncul bersamaan. Algoritma ini memungkinkan pengolahan data transaksi yang sangat besar secara efisien [13].

3. METODE PENELITIAN

Peneliti menggunakan metode penelitian berupa penelitian yang berasal dari data transaksi di G.I.B store kemudian data tersebut diteliti menggunakan algoritma *FP-Growth* pada *Google Colaboratory*. Pengolahan data ini dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman *python* pada *platform google colaboratory*. Library yang digunakan antara lain *'pandas'* untuk pengolahan data, *'mlxtend'* untuk penerapan algoritma *FP-Growth*, dan *'matplotlib'* serta *'networkx'* untuk visualisasi pola asosiasi dan *FP-Tree*. Parameter minimum

support ditentukan sebesar 0,01 (1%) agar pola dengan frekuensi rendah namun signifikan tetap terdeteksi. Sementara itu, nilai minimum *confidence* ditentukan sebesar 60% berdasarkan literatur dan pertimbangan kebutuhan bisnis, yaitu untuk mengidentifikasi asosiasi antar produk yang memiliki tingkat kepercayaan tinggi. Tahapan penelitian yang digunakan adalah sebagai berikut:



Gambar 2. Tahapan Penelitian

3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan melalui dua metode yaitu observasi secara langsung ke tempat G.I.B store, dengan tujuan untuk menggali permasalahan *eksisting* dan mendapatkan data transaksi. Wawancara terhadap pihak dari G.I.B store untuk mengetahui secara terinci data transaksi penjualan yang telah diberikan sehingga penulis mengetahui mana atribut yang perlu digunakan dan mana atribut yang tidak perlu digunakan.

Sumber data berupa data transaksi terdiri dari 1025 *record* dan 10 *field* (no transaksi, tanggal, kode pelanggan, nama pelanggan, domisili, kode item, nama item, jumlah, harga satuan dan total).

3.2 Analisis Data

Data yang dihasilkan dari pemrosesan algoritma *FP-Growth* dianalisis untuk menghasilkan rekomendasi solusi alternatif bagi para pemangku kepentingan di lokasi penelitian. Rekomendasi tersebut dapat menjadi acuan bagi pengambil keputusan untuk mengatasi permasalahan yang selama ini terjadi.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil

Preparasi data dilakukan sebelum mengolah data set yang bertujuan mempermudah, data set ini melalui dua tahapan preparasi data, yaitu:

1. Cleansing Data

Cleansing data atau menghapus item yang tidak diperlukan, terdiri dari 8 *field* yang dihapus yaitu tanggal, kode pelanggan, nama pelanggan, domisili, kode item, jumlah, harga

satuan dan total sehingga hanya digunakan no transaksi dan nama item.

2. Transformasi Data

Data transaksi yang pada awalnya berbentuk tabel kemudian dikonversikan menjadi format item yang sesuai untuk algoritma *FP-Growth* (Gambar 3).

No Transaksi	Nama Item
0	3311 Kids premium M, Kids premium L, Kids premium X...
1	0092/KSR/UTM/0224 Kids premium M, Junior premium 8, Koko kids 2
2	0104/KSR/UTM/0223 Kids premium M, Baby premium, Junior premium 8...
3	0145/KSR/UTM/0323 Kids premium XL
4	0331/JL/UTM/0923 Kids premium L

Gambar 3. Transformasi Data

4.2 Pembahasan

4.2.1 Analisis Pola Transaksi Algoritma *FP-Growth*

Tujuan dari proses ini adalah mengidentifikasi produk-produk yang kerap dibeli bersama dalam satu transaksi untuk mengenali kebiasaan belanja konsumen yang berulang. Algoritma *FP-Growth* yang diimplementasikan pada platform *Google Colaboratory* dengan bantuan bahasa pemrograman *python*. Seluruh data transaksi yang telah melalui tahap *preprocessing* dikonversikan ke dalam bentuk format yang sesuai untuk pemrosesan algoritma, yaitu *one-hot encoding*. Nilai *minimum support* yang digunakan dalam penelitian ini ditetapkan sebesar 0.01 (1%), yang berarti pola atau kombinasi item yang muncul dalam minimal 1% dari total transaksi akan dianggap sebagai *frequent itemset*.

support	itemsets
0 0.652527	(Kids premium M)
1 0.494585	(Junior premium 8)
2 0.175993	(Kids premium XL)
3 0.164260	(Kids premium L)
4 0.045126	(Koko kids 2)
...	...
694 0.011733	(Kids premium M, Piyama remaja 14, Kids premiu...
695 0.011733	(Piyama remaja 14, Kids premium M, Junior prem...
696 0.011733	(Piyama remaja 14, Junior premium 10, Kids pre...
697 0.011733	(Piyama remaja 14, Kids premium M, Junior prem...
698 0.011733	(Piyama remaja 14, Kids premium M, Junior prem...

Gambar 4. Hasil *Frequent Itemset*

4.2.2 Asosiasi

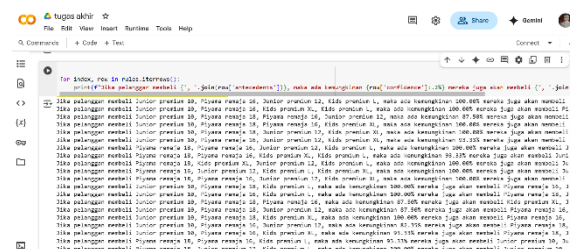
Pola yang dihasilkan melalui algoritma *FP-Growth* pada transaksi di *G.I.B store* menunjukkan adanya kecenderungan para konsumen untuk membeli barang secara bersamaan. *Frequent itemsets* berdasarkan nilai *minimum support* adalah sebesar 0.01 kemudian langkah selanjutnya membentuk aturan asosiasi.

Tahapan ini juga menggunakan nilai *minimum* sebanyak 60% yang artinya aturan asosiasi yang ditampilkan memiliki nilai tingkat kepercayaan (*confidence*) minimal 0.6 atau 60%, yaitu jika bagian kiri (*antecedent*) dari aturan terjadi maka bagian kanan (*consequent*) juga akan terjadi dalam 60% kasus. Gambar aturan asosiasi yang terbentuk.

antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence
0 (Junior premium 8)	(Kids premium M)	0.494585	0.652527	0.385379	0.779197
1 (Kids premium XL)	(Kids premium M)	0.175993	0.652527	0.137184	0.779487
2 (Kids premium XL, Junior premium 8)	(Kids premium M)	0.071300	0.652527	0.062274	0.873418
3 (Baby premium, Kids premium XL)	(Kids premium M)	0.030686	0.652527	0.027076	0.882353
4 (Baby premium, Kids premium XL)	(Junior premium 8)	0.030686	0.494585	0.019856	0.647059

Gambar 5. 1 Hasil Aturan Asosiasi

Berdasarkan hasil analisis aturan asosiasi menunjukkan junior premium 8–kids premium M memiliki *confidence* sebesar 77,91% yang berarti 77,91% transaksi mengandung junior premium 8 juga mengandung kids premium M. Aturan dengan *confidence* tertinggi adalah baby premium, kids premium XL-Kids premium M dengan nilai sebesar 88,23%, yang mengindikasikan hubungan kuat antarproduk tersebut. Hubungan antar asosiasi yang lebih mudah dipahami dan dibaca untuk membantu pihak *G.I.B store* dalam menentukan *bundling* dan juga produk promo adalah sebagai berikut.



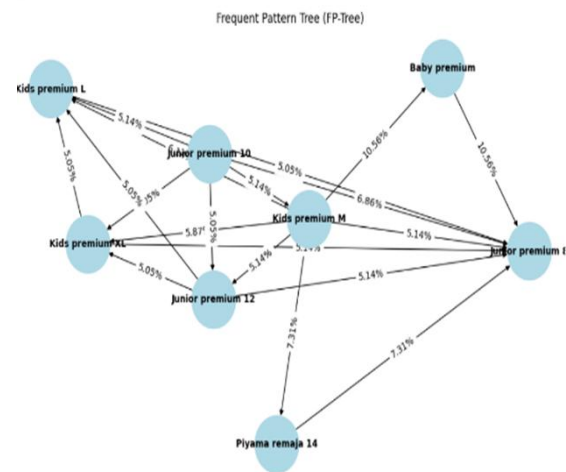
Gambar 6. Hubungan Antar Asosiasi

Nilai *confidence* yang diperoleh dari hasil analisis menunjukkan seberapa besar kemungkinan item di sebelah kanan aturan (*consequent*) akan muncul jika item di sebelah kiri aturan (*antecedent*) terjadi. Misalnya, pola “Junior premium 8 Kids premium M” memiliki nilai *confidence* sebesar 77,91%, yang berarti 77,91% transaksi yang memuat “Junior premium 8” juga memuat “Kids premium M”. Ini menunjukkan hubungan yang kuat antar produk. Nilai *support* yang disajikan pada panah *FP-Tree* seperti 10,56% menunjukkan proporsi keseluruhan transaksi yang memuat kedua produk tersebut secara bersamaan.

Visualisasi hubungan antar item dalam bentuk grafik *FP-Tree* dibuat menggunakan library ``networkx`` di *Python*. Visualisasi membantu melihat jalur asosiasi utama dan identifikasi kombinasi produk potensial untuk keperluan promosi. Selain itu, hasil pola telah dikonfirmasi kepada pihak G.I.B Store, hasilnya bahwa kombinasi produk dengan nilai *confidence* tinggi sesuai dengan tren pembelian pelanggan di toko. Hal ini menunjukkan bahwa hasil analisis tidak hanya valid secara teknis, tetapi juga relevan secara operasional.

4.2.3 Frequent Pattern Tree (FP-tree)

FP-Tree adalah hasil dari proses pencarian pola item yang paling sering muncul secara bersamaan dalam transaksi. Pohon ini dibentuk berdasarkan data *frequent itemset* yang telah memenuhi nilai minimum support. Setiap lingkaran (*node*) pada *FP-Tree* merepresentasikan nama item, sedangkan panah antar item menunjukkan urutan keterkaitan atau asosiasi antar item dalam sebuah transaksi. Semakin sering dua item muncul bersama, maka hubungan antar keduanya akan tergambar semakin jelas dalam struktur pohon. Angka persentase yang tercantum pada setiap panah mengindikasikan nilai *support*, yaitu seberapa besar proporsi transaksi yang mengandung kedua item tersebut secara bersamaan terhadap keseluruhan data transaksi (Gambar 7).



Gambar 7. FP-Tree

Gambar 7 menunjukkan hubungan pada antar item dalam data transaksi yang sering muncul bersamaan. Nilai 10,56% antara *baby premium* dan *junior premium* 8 dari keseluruhan transaksi yang mengandung kedua item tersebut secara bersamaan. Nilai-nilai *support* menjadi dasar dalam keseluruhan untuk menentukan seberapa kuat hubungan pada antar item yang dimana semakin tinggi nilainya maka akan semakin sering kombinasi item tersebut ditemukan dalam data. Informasi ini sangatlah penting dalam proses analisis asosiasi karena membantu mengidentifikasi pasangan produk yang berpotensi kedepannya dijual secara *bundling* untuk dipromosikan secara bersama.

5. KESIMPULAN

- a. Studi yang dilakukan untuk menerapkan algoritma *FP-Growth* dalam mempelajari pola pembelian konsumen di toko G.I.B kota Cimahi memberikan hasil hubungan yang kuat antar produk, seperti antara “Junior Premium 8” dan “Kids Premium M” dengan nilai *confidence* sebesar 77,91%, yang memberikan wawasan penting dalam merancang strategi promosi, *bundling* produk, serta pengelolaan stok yang lebih efisien.
- b. Algoritma *FP-Growth* terbukti efektif dan efisien dalam menangani data transaksi besar tanpa perlu membangkitkan kandidat secara *eksplisit* seperti pada algoritma *Apriori*, sehingga mempercepat proses analisis. *Visualisasi* dalam bentuk *FP-Tree*

- dan asosiasi aturan yang dihasilkan juga telah divalidasi langsung dengan pihak G.I.B Store dan sesuai dengan *trend* pembelian pelanggan
- c. Penelitian dimasa depan sebaiknya menggunakan data transaksi yang lebih panjang secara waktu untuk menangkap pola pembelian musiman, menambahkan atribut seperti waktu atau kategori produk agar analisis menjadi lebih *komprehensif*, serta mempertimbangkan penggunaan algoritma lain sebagai pembanding guna mengevaluasi keunggulan metode *FP-Growth* secara lebih objektif.
 - d. Disarankan untuk ke depannya pihak toko dapat memanfaatkan hasil ini dengan membuat promosi berbasis data dan mempertimbangkan implementasi *dashboard visual* yang dapat menampilkan pola pembelian pelanggan secara *real-time*. Penggunaan atribut tambahan seperti waktu transaksi dan kategori produk juga disarankan agar analisis dapat diperluas, serta mempertimbangkan metode pembanding agar efektivitas *FP-Growth* dapat diukur lebih *komprehensif*.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak G.I.B store karena telah memberikan data dan bantuan selama wawancara. G.I.B juga berterima kasih kepada Politeknik TEDC Bandung, pembimbing, rekan kerja, dan semua orang lain yang telah membantu penulis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] APJII, "APJII Jumlah Pengguna Internet Indonesia Tembus 221 Juta Orang,". Available: <https://apjii.or.id/berita/d/apjii-jumlah-pengguna-internet-indonesia-tembus-221-juta-orang>. [Accessed: Jan. 15,2025].
- [2] Haoxiang, W.2021. Big Data Analysis and Perturbation using Data Mining Algorithm. J. Soft Comput. Paradig., 3(1),pp.19-28.
- [3] Han, J., Kamber, M., and Pei, J.2011. Data Mining Concepts and Techniques Third Edition. Morgan Kaufmann Publisher : United States.
- [4] Sumirat, S., and Ramdhani, Y., 2021. Implementasi Algoritma Fp-Growth Untuk Penentuan Paket Hemat Produk Skincare. E-Prosiding Teknik Informatika., 2(2),pp. 191-199.
- [5] Nurasih., 2021. Implementasi Algoritma FP-Growth Pada Pengenalan Pola Penjualan Nurasih. Terapan Informatika Nusantara., 1(9) pp. 435-444.
- [6] Achmad, F., Nurdian, O. and Wijaya A.Y., 2023. Analisa Pola Transaksi Pembelian Konsumen Pada Toko Ritel Kesehatan Menggunakan Algoritma Fp-Growth. Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika. 7(1),pp. 168–175.
- [7] Asyuti, S., and Setyawan, A.A., 2023. Data Mining Dalam Penggunaan Presensi Karyawan Dengan Cluster Means. Jurnal Ilmiah Sains Teknologi Dan Informasi. 1(1), pp. 01–10.
- [8] Amna, et al., 2023. Data Mining. PT Global Eksekutif Teknologi : Indonesia
- [9] Firdaus, E.A., Maulani S., and Dharmawan A.B., 2021. Pengukuran Minat Baca Mahasiswa Dengan Metode Clustering Di Perpustakaan Akademi Keperawatan Rs.Dustira Cimahi Menggunakan Data Mining. Jurnal Nuansa Informatika. 15(1) 32-40.
- [10] Kurniawan, A., Saedudin, R.R., and Andreswari, R., 2021. Penerapan Data Mining Restoran Pagi Sore Menggunakan Metode Algoritma Apriori. e-Proceeding of Engineering. 8(5) pp. 9292–9406.
- [11] Wibowo, A.R., and Jananto, A., 2020. Implementasi Data Mining Metode Asosiasi Algoritma Fp-Growth Pada Perusahaan Ritel. Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi. 10(2) pp.200-212.
- [12] Pratiwi, C., and Ernawati., 2024. Penerapan Algoritma C4.5 untuk Klasifikasi Penentuan Penerima Program Kartu Indonesia Sehat. Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika. 8(5) pp. 8638- 8643.
- [13] U. Sistem, R. Buku, and A. Rachmat, "Implementasi Algoritma Fp-Growth," vol. 13, no. January 2015, 2014.