Penerapan Algoritma FP-Growth dan Collaborative Filtering untuk Menemukan Pola Pembelian dan Strategi Bundling Menu Coffee Shop

Sri Cahyani*, Siti Khairiyah, Kiki Mustaqim, Noviana Riza
Program Studi S1 Sains Data, Fakultas Logistik, Teknologi dan Bisnis, Universitas Logistik dan Bisnis Internasional (ULBI), Bandung, Indonesia

Received: 17 September 2026 Accepted: 28 October 2026 Published: 1 December 2026

*sricahyani.15sd@gmail.com

Kata Kunci: Collaborative Filtering, FP-Growth, FP-Tree, Market Basket Analysis, Sistem Rekomendasi

DSI: Jurnal Data Science Indonesia is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

Abstrak: Persaingan antar coffee shop menuntut pemilik usaha memahami kebiasaan pembelian pelanggan agar strategi promosi lebih tepat. Penelitian ini menerapkan algoritma *FP-Growth* dan *Collaborative Filtering* untuk menemukan pola pembelian serta merancang strategi bundling menu pada Spesies Coffee, Bandung. Data yang digunakan berupa 4.333 transaksi dari 1.051 pelanggan, yang dibersihkan dan ditransformasi ke dalam matriks biner. *FP-Growth* digunakan untuk membentuk *frequent itemsets* dan aturan asosiasi berdasarkan *support*, *confidence*, dan *lift*, sedangkan *Collaborative Filtering* berbasis item memanfaatkan *cosine similarity* untuk mengukur kemiripan antar produk. Hasil menunjukkan bahwa produk minuman, terutama Spesies Coffee, Milk Evaporasi Kopi, dan Caruluk Esteh Manis, paling dominan dalam transaksi. Berdasarkan nilai similarity, pasangan produk yang berpotensi dibundling adalah Spesies Vanilla dan French Fries (0,1925), Americano dan Nasi Goreng Telur Sosis (0,1584), Coffee Latte dan Roti Bakar (0,1348), Caruluk Indomie Goreng dan Caruluk Es Teh Manis (0,1257), serta Americano dan Spesies Coffee (0,1194). Pengujian dengan nomor struk '25-0930' menghasilkan rekomendasi Sosis Mini (0,3443), Sosis Medium (0,2641), Mineral Water (0,2586), Ayam Katsu (0,2340), dan Caruluk Es Teh Manis (0,1968). Hasil ini diharapkan menjadi acuan bagi pemilik usaha dalam menyusun menu bundling dan rekomendasi produk yang lebih tepat sasaran.

PENDAHULUAN

Industri kopi dan coffee shop di Indonesia mengalami pertumbuhan pesat dalam beberapa tahun terakhir. Coffee shop seperti Spesies Coffee di Bandung tidak lagi sekadar tempat menikmati kopi, tetapi telah menjadi ruang sosial dan gaya hidup, khususnya bagi kalangan mahasiswa dan masyarakat urban. Pertumbuhan ini memicu persaingan antarusaha sehingga setiap coffee shop dituntut memiliki strategi mempertahankan pelanggan sekaligus meningkatkan pendapatan. Setiap transaksi pelanggan sebenarnya meninggalkan jejak data berupa kombinasi produk yang dibeli, yang jika diolah dengan tepat dapat mengungkap pola pembelian tersembunyi dan menjadi dasar strategi bundling menu maupun promosi yang lebih efektif[1].

Pada praktiknya, data penjualan di banyak coffee shop, termasuk Spesies Coffee, umumnya hanya dicatat untuk kebutuhan administratif dan laporan keuangan, tanpa diolah lebih lanjut menjadi insight bisnis. Akibatnya, keputusan mengenai menu dan paket promosi lebih banyak didasarkan pada perkiraan atau pengalaman pemilik usaha dibandingkan pola riil perilaku pembelian pelanggan. Penelitian terdahulu di bidang data mining telah banyak menerapkan Market Basket Analysis untuk mengungkap pola pembelian pada sektor retail dan restoran secara umum [2][3], namun penerapannya secara menyeluruh pada bisnis coffee shop, khususnya yang mengintegrasikan analisis pola pembelian dengan sistem

rekomendasi berbasis perilaku konsumen seperti Collaborative Filtering, masih terbatas [4]. Sebagian penelitian sistem rekomendasi kopi berbasis web juga masih berfokus pada satu metode saja tanpa menggabungkan eksplorasi pola pembelian dengan strategi bundling menu[4][5].

Market Basket Analysis dengan algoritma FP-Growth dipilih karena mampu menemukan kombinasi item yang sering dibeli bersama tanpa perlu membangkitkan kandidat itemset seperti pada algoritma Apriori, sehingga proses pencarian frequent itemset menjadi lebih efisien[6]. Nilai support, confidence, dan lift yang dihasilkan dapat menunjukkan seberapa kuat keterkaitan antarproduk, yang selanjutnya dapat dimanfaatkan untuk menyusun paket bundling menu [7]. Di sisi lain, Collaborative Filtering digunakan untuk memprediksi preferensi pelanggan berdasarkan kemiripan pola pembelian dengan pelanggan lain, sehingga rekomendasi yang dihasilkan lebih personal [8][9]. Ketika kedua metode ini digabungkan, strategi pemasaran yang dihasilkan diharapkan lebih efektif karena mempertimbangkan baik keterkaitan antaritem maupun preferensi individual pelanggan[10].

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk (1) menerapkan algoritma FP-Growth guna menemukan pola pembelian dan kombinasi menu yang berpotensi dijadikan paket bundling; (2) menerapkan algoritma Collaborative Filtering untuk memberikan rekomendasi menu berdasarkan kemiripan perilaku pembelian pelanggan; dan (3) mengimplementasikan hasil analisis tersebut ke dalam sebuah website interaktif berbasis Streamlit yang dapat digunakan oleh pemilik Spesies Coffee untuk mendukung pengambilan keputusan terkait menu dan promosi.

TINJAUAN LITERATUR

Coffee shop merupakan bentuk usaha kuliner yang berfokus pada penyajian minuman berbasis kopi dan telah menjadi bagian dari gaya hidup masyarakat urban, termasuk di Kota Bandung. Spesies Coffee dikenal sebagai pelopor konsep outdoor coffee shop di kawasan Bandung Timur dengan rentang harga menu antara Rp15.000 hingga Rp25.000, sehingga banyak diminati mahasiswa dan masyarakat umum.

Data mining merupakan teknologi untuk mengekstraksi informasi bernilai dari data berskala besar yang tidak dapat diproses secara manual[11]. Salah satu teknik data mining yang populer adalah association rule, yang bertujuan menemukan pola frekuensi dan korelasi antaritem dalam basis data transaksi[12]. Market Basket Analysis (MBA) menggunakan association rules untuk menemukan kombinasi barang yang sering dibeli bersamaan, yang selanjutnya dapat dimanfaatkan untuk strategi cross-selling, penataan produk, maupun paket bundling[13][14]. Kekuatan hubungan antaritem pada MBA diukur menggunakan tiga metrik utama, yaitu support, confidence, dan lift ratio [15], dengan rumus sebagai berikut.

$$Support\ (A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A}{Total\ Transaksi} \quad \text{.....(1)}$$

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ transaksi\ yang\ mengandung\ A} \times 100\% \quad \text{.....(2)}$$

$$Liftratio\ (A \rightarrow B) = \frac{Confidence\ (A \cup B)}{Benchmark\ Confidence} \quad \text{.....(3)}$$

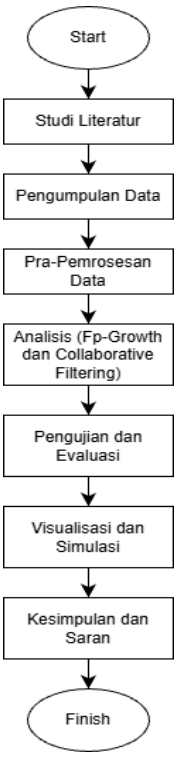
FP-Growth adalah algoritma association rule mining yang menemukan frequent itemset melalui struktur FP-Tree tanpa proses pembangkitan kandidat berulang seperti pada Apriori, sehingga lebih efisien untuk data berskala besar [16]. Proses FP-Growth meliputi pembentukan conditional pattern base, pembentukan FP-Tree kondisional, serta pencarian frequent itemset secara rekursif[17]. Collaborative Filtering (CF) merupakan metode sistem rekomendasi yang memanfaatkan kemiripan preferensi antarpengguna atau antaritem untuk menghasilkan rekomendasi [18]. Pada pendekatan item-based CF, kemiripan antaritem dihitung menggunakan cosine similarity terhadap matriks biner pelanggan-produk [19], dengan rumus berikut.

$$Cosine\ similarity = \frac{A \cdot B}{\|A\|\,\|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^{n} A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} A_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{n} B_i^2}} \quad \text{.....(4)}$$

METODE PENELITIAN

Penelitian menggunakan pendekatan data mining dengan tahapan penelitian sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1, meliputi studi literatur, pengumpulan data, pra-pemrosesan data, analisis (FP-Growth dan

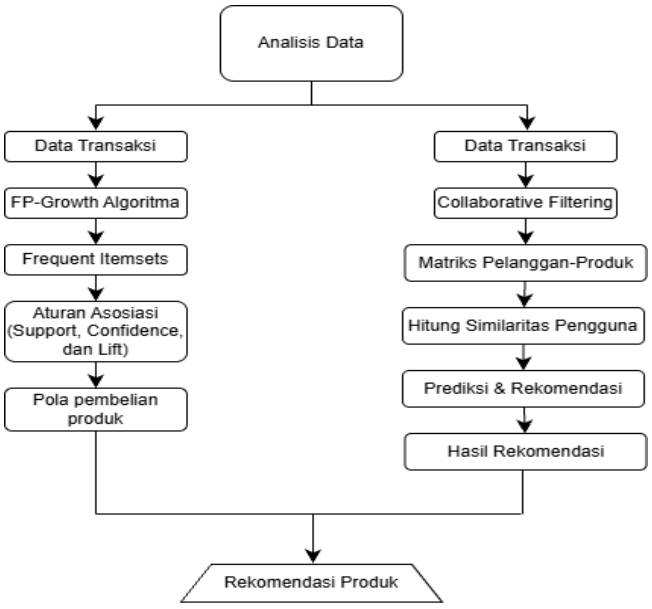
Collaborative Filtering), pengujian dan evaluasi, visualisasi dan simulasi, hingga penarikan kesimpulan dan saran.



Gambar 1. Alur Penelitian

Dataset yang digunakan berasal dari situs Kaggle, terdiri atas 4.333 baris transaksi dengan 20 kolom sebelum dilakukan pembersihan data. Setelah proses data cleaning, penelitian ini hanya menggunakan enam atribut relevan, yaitu id_pelanggan, tanggal, nomor_struk, jenis_pembayaran, produk, dan total_dikumpulkan. Berdasarkan hasil eksplorasi data, terdapat 1.051 pelanggan unik dan 1.017 produk unik, dengan produk "Spesies Coffee" muncul paling sering yaitu sebanyak 1.166 kali.

Tahap pra-pemrosesan meliputi pembersihan duplikasi dan data tidak valid, transformasi daftar produk per struk menjadi format transaksi (list of items), serta transformasi data ke bentuk matriks biner pelanggan-produk sebagai input untuk analisis FP-Growth dan Collaborative Filtering. Tahapan analisis data ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur analisis data

Pada jalur FP-Growth, data transaksi diolah menggunakan pustaka mlxtend untuk membentuk FP-Tree dan menghasilkan frequent itemset dengan minimum support 0,02-0,03, kemudian dibentuk association rules menggunakan metrik lift dengan ambang minimum 0,2-0,3. Pada jalur Collaborative Filtering, data transaksi ditransformasikan menjadi matriks biner pelanggan-produk (nilai 1 jika produk dibeli, 0 jika tidak), kemudian dihitung kemiripan antarproduk menggunakan cosine similarity dari pustaka scikit-learn. Kedua hasil ini selanjutnya digabungkan menjadi model rekomendasi hybrid: kandidat produk rekomendasi diambil dari aturan asosiasi FP-Growth yang relevan dengan produk yang telah dibeli pelanggan, kemudian kandidat tersebut diperingkat menggunakan skor cosine similarity. Apabila tidak ditemukan kandidat dari FP-Growth, sistem menggunakan skor Collaborative Filtering murni sebagai fallback.

Pengujian dan evaluasi dilakukan dengan melihat kekuatan aturan asosiasi (support, confidence, lift) dan nilai cosine similarity yang dihasilkan, sedangkan visualisasi dan simulasi hasil dilakukan dalam bentuk tabel, grafik, heatmap korelasi antaritem, serta graf jaringan (network graph) hubungan antarproduk. Model rekomendasi hybrid yang telah diuji selanjutnya diimplementasikan ke dalam website interaktif menggunakan framework Streamlit, yang memungkinkan pemilik usaha memasukkan ID pelanggan atau produk untuk memperoleh rekomendasi menu bundling secara langsung.

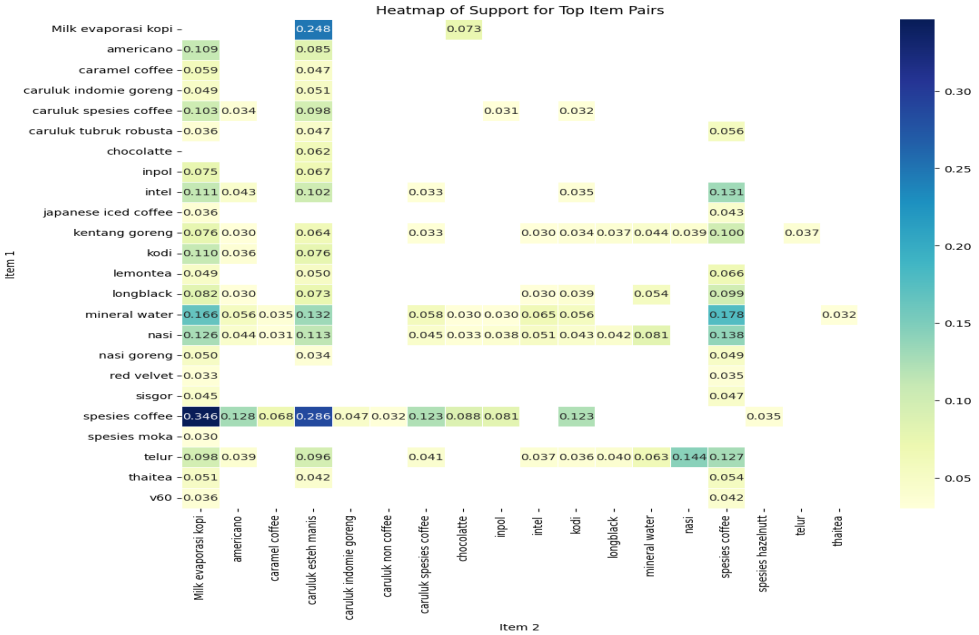
HASIL PENELITIAN

Analisis statistik deskriptif menunjukkan bahwa dari 4.333 transaksi yang dianalisis, metode pembayaran tunai mendominasi dengan 4.326 transaksi (99,8%), dan produk "Spesies Coffee" merupakan produk dengan frekuensi pembelian tertinggi. Tabel 1 menunjukkan lima produk dengan frekuensi kemunculan tertinggi dalam data transaksi.

Tabel 1. Frekuensi Kemunculan Produk Tertinggi

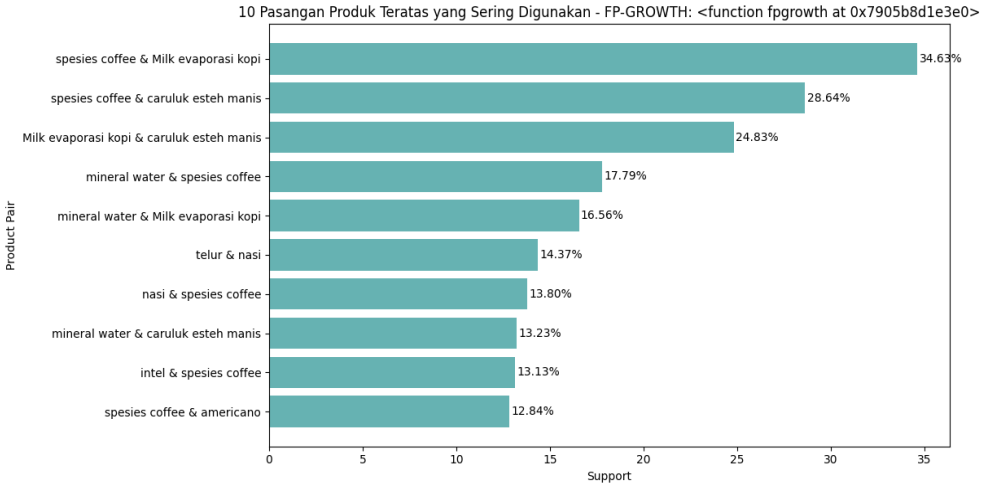
No	Produk	Frekuensi
1	Spesies Coffee	1166
2	Milk Evaporasi Kopi	962
3	Caruluk Esteh Manis	815
4	Mineral Water	381
5	Nasi	299

Hasil perhitungan frequent itemset menggunakan FP-Growth menunjukkan bahwa Spesies Coffee memiliki nilai support tertinggi sebesar 0,63 (63% transaksi), diikuti Milk Evaporasi Kopi sebesar 0,56 dan Caruluk Esteh Manis sebesar 0,44. Hubungan antaritem pada pasangan produk digambarkan pada heatmap korelasi (Gambar 3), yang menunjukkan bahwa pasangan Spesies Coffee dan Milk Evaporasi Kopi memiliki nilai support tertinggi sebesar 0,346.



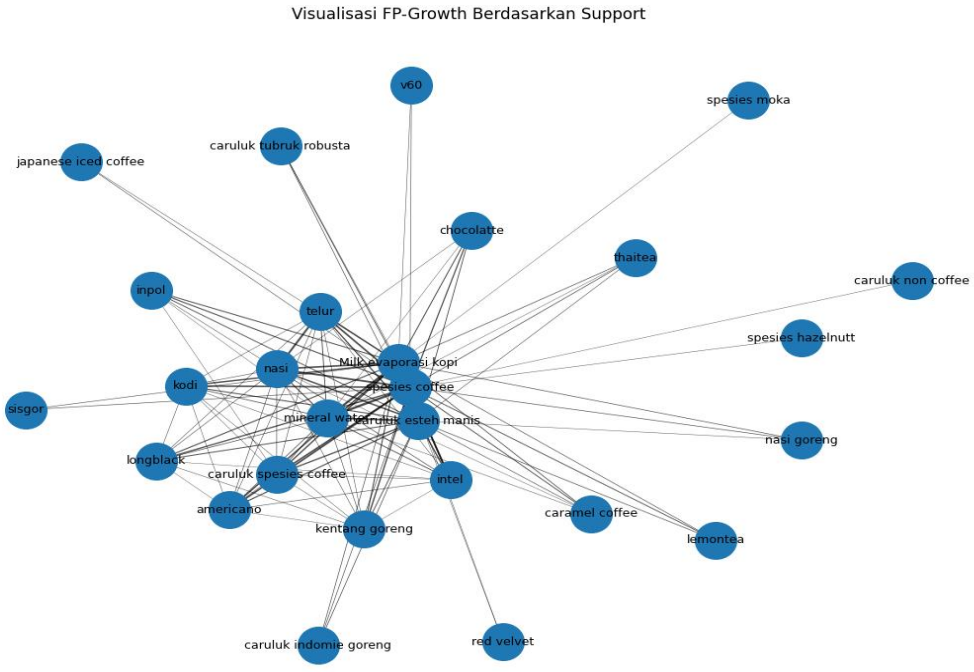
Gambar 3. Heatmap Korelasi Support Antarpasangan Produk

Sepuluh pasangan produk dengan nilai support tertinggi ditampilkan pada Gambar 4. Pasangan Spesies Coffee dan Milk Evaporasi Kopi menempati posisi teratas dengan support 34,63%, diikuti Spesies Coffee dan Caruluk Esteh Manis (28,64%), serta Milk Evaporasi Kopi dan Caruluk Esteh Manis (24,83%).



Gambar 4. Sepuluh Pasangan Produk dengan Support Tertinggi

Visualisasi graf jaringan (Gambar 5) menegaskan bahwa produk nasi, telur, Milk Evaporasi Kopi, dan Spesies Coffee berada di pusat jaringan dengan banyak koneksi, menandakan produk-produk tersebut berperan sebagai produk inti (core items) dalam pola pembelian pelanggan, sedangkan produk seperti red velvet dan spesies moka berada di pinggir jaringan dengan koneksi yang lebih sedikit.



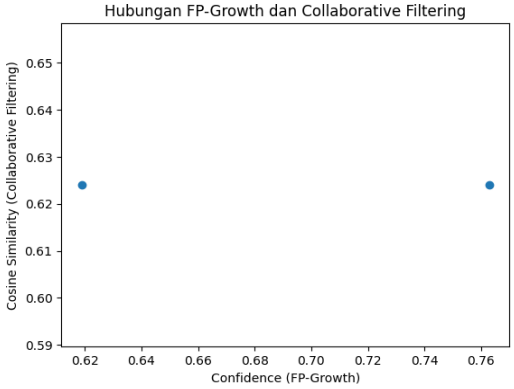
Gambar 5. Visualisasi Graf Jaringan FP-Growth Berdasarkan Support

Berikut adalah beberapa aturan dengan nilai lift tertinggi yang ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Contoh Aturan Asosiasi dengan Nilai Lift Tertinggi

Aturan	Support	Confidence	Lift
Nasi, Spesies Coffee → Mineral Water, Telur	0,044	0,317	5,052
Mineral Water, Telur → Nasi, Spesies Coffee	0,044	0,697	5,052
Nasi, Spesies Coffee → Milk Evaporasi, telur, caruluk es teh manis	0,030	0,221	4,460
Milk Evaporasi Kopi, Caruluk Esteh Manis, Telur → nasi, spesies coffee	0,030	0,615	4,460

Nilai lift 5,052 pada aturan pertama menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli mineral water dan telur memiliki kemungkinan lima kali lebih besar untuk turut membeli nasi dan Spesies Coffee dibandingkan pelanggan acak, sedangkan nilai confidence tertinggi (0,697) menunjukkan bahwa sekitar 70% transaksi yang mengandung mineral water dan telur juga mengandung nasi dan Spesies Coffee.



Gambar 6. Hubungan FP-Growth dan Collaborative Filtering

Pada tahap Collaborative Filtering, hasil perhitungan cosine similarity menunjukkan pasangan produk dengan kemiripan tertinggi sebagaimana disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Pasangan Produk dengan Cosine Similarity Tertinggi

Pasangan Produk	Cosine Similarity
Spesies Vanilla & French Press	0,192
Americano & Nasi Goreng Telur Sosis	0,158
Caffe Latte & Roti Bakar	0,135
Caruluk Indomie Goreng & Caruluk Esteh Manis	0,126
Americano & Spesies Coffee	0,119

Hasil simulasi sistem rekomendasi hybrid untuk salah satu nomor struk (25-0930) ditampilkan pada Tabel 4, dengan produk Sosis Mini, Sosis Medium, Mineral Water, Ayam Katsu, dan Caruluk Esteh Manis sebagai lima rekomendasi teratas.

Tabel 4. Hasil Simulasi Rekomendasi Produk

Produk	Skor
Sosis Mini	0,344
Sosis Medium	0,264
Mineral Water	0,259
Ayam Katsu	0,234
Caruluk Esteh Manis	0,197

Secara keseluruhan, nilai confidence FP-Growth berada pada rentang 0,62-0,76 dan nilai cosine similarity Collaborative Filtering berkisar 0,62, yang menunjukkan model mampu menangkap pola asosiasi dan kemiripan perilaku pelanggan dengan tingkat keyakinan cukup kuat meskipun belum sangat tinggi. Seperti yang ditunjukan pada gambar 6. Hubungan FP-Growth dan Collaborative Filtering.

PEMBAHASAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kategori minuman, khususnya Spesies Coffee, Milk Evaporasi Kopi, dan Caruluk Esteh Manis, merupakan produk dominan yang sering muncul dalam berbagai kombinasi transaksi. Temuan ini konsisten dengan penelitian [20][21], yang juga menemukan bahwa produk minuman dan menu utama cenderung memiliki nilai support serta confidence yang tinggi dalam kombinasi pembelian pada bisnis kuliner. Nilai lift di atas 1 pada sebagian besar aturan asosiasi menunjukkan bahwa hubungan antarproduk yang ditemukan bukan kebetulan, melainkan pola pembelian yang konsisten, sejalan dengan hasil[22], yang menegaskan keunggulan FP-Growth dalam menghasilkan aturan asosiasi dengan akurasi lebih baik dibandingkan Apriori.

Pemanfaatan pasangan produk dengan nilai support dan confidence tinggi, seperti Spesies Coffee dengan Milk Evaporasi Kopi, dapat dijadikan dasar penyusunan paket bundling menu, misalnya menawarkan potongan harga khusus untuk pembelian kedua produk tersebut secara bersamaan[23].

Pendekatan ini sejalan dengan temuan [6] dan [24] yang menunjukkan bahwa hasil Market Basket Analysis dapat langsung diterjemahkan menjadi rekomendasi bundling produk berbasis waktu maupun kombinasi menu.

Pada sisi Collaborative Filtering, nilai cosine similarity yang berada pada kisaran moderat mengindikasikan bahwa kemiripan pola pembelian antarproduk maupun antarpelanggan belum terlalu kuat, kemungkinan disebabkan oleh tingginya variasi produk (1.017 produk unik) dibandingkan jumlah transaksi. Hal ini sejalan dengan catatan [25] bahwa akurasi Collaborative Filtering murni cenderung lebih rendah dibandingkan ketika dikombinasikan dengan metode association rule mining, sebagaimana juga ditemukan oleh [26] yang mencatat peningkatan akurasi signifikan setelah CF digabungkan dengan FP-Growth.

Integrasi kedua metode ke dalam sistem rekomendasi hybrid berbasis Streamlit memberikan nilai tambah praktis, karena pemilik usaha dapat langsung memasukkan nomor struk atau ID pelanggan untuk memperoleh rekomendasi produk secara real-time, tanpa perlu memahami proses analisis data di baliknya. Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan, antara lain periode data yang terbatas pada satu coffee shop serta belum dilakukannya evaluasi kuantitatif seperti precision atau recall terhadap hasil rekomendasi, sehingga hasil yang diperoleh lebih bersifat deskriptif dan eksploratif.

KESIMPULAN

Algoritma FP-Growth berhasil mengidentifikasi pola pembelian dan bundling produk yang berdasarkan hasil nilai similarity produk, adapun produk nya yaitu : Spessies Vanilla dan french fries (0.192450), Americano dan nasi goreng telur sosis (0.15838), Coffee latte dan roti bakar (0.1348), caruluk indomie goreng dan caruluk es teh manis (0.125663), dan Americano dan Spessies coffe (0.119405). Pengujian algoritma Collaborative filtering menggunakan nomor struk '25-0930'secara pengujian manual dan python, sistem memberikan beberapa rekomendasi produk yaitu, sosis mini (0.344275), sosis medium (0.2641), Mineral water (0.2586), Ayam katsu (0.234), dan Caruluk es teh manis (0.196).

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan data transaksi dalam jumlah lebih besar dan periode yang lebih panjang agar pola yang dihasilkan lebih stabil, menambahkan metrik evaluasi kuantitatif seperti precision, recall, atau RMSE untuk mengukur akurasi rekomendasi secara objektif, serta mengembangkan sistem agar dapat bekerja secara real-time terintegrasi langsung dengan sistem point of sales coffee shop.

REFERENSI

[1] W. Prastiwinarti, S. A. Muliati, and N. P. Sari, "Forecasting Persediaan Kemasan Folding Box Untuk Mitigasi Risiko Stock Out : Pendekatan Sarima , Prophet , Xgboost , Dan Random Forest Forecasting Folding Box Packaging Inventory For Stock Out Risk Mitigation : Sarima , Prophet , Xgboost , And Random Forest," vol. 13, no. 3, pp. 559–569, 2026, doi: **https://doi.org/10.25126/jtiik.2026133**

[2] A. F. Haqqi, W. Purnomo, and A. N. Rusydi, "Market Basket Analysis menggunakan Algoritma FP-Growth untuk Strategi Penjualan (Studi Kasus : PT XYZ)," vol. 9, no. 7, pp. 1–14, 2025.

[3] D. S. Nugroho, N. Islahudin, V. Normasari, S. Zaiima, A. Hakiim, and K. Kunci, "Penerapan Market Basket Analysis (Mba) Data Mining Menggunakan Metode Asosiasi Appriori Dan Fp-Growth Untuk Strategi Bundling Pada Wan Caffeine Addict Yogyakarta," vol. 11, no. 1, pp. 121–134, 2024, doi: https://doi.org/10.24853/jisi.11.1.121-134

[4] M. B. Haikal, S. Nirwan, and W. Resdiana, "Pengembangan Sistem Rekomendasi Kopi Dengan Metode Development Of A Coffee Recommendation System Using The Website-Based Collaborative Filtering Method," vol. 4, no. 3, pp. 271–281, 2025, doi: https://doi.org/10.69916/jkbti.v4i3.371

[5] I. Pradesan, "Analisi Pola Pemesanan Pelanggan Menggunakan Algoritma Apriori-Tid Untuk Rekomendasi Paket Bundling Menu Pada Autotec Coffee," vol. 5, pp. 493–501, 2026, doi: https://doi.org/10.53513/jursi.v5i2.12510

[6] M. Z. Fahreza, J. H. Jaman, and I. Maulana, "Penerapan Market Basket Analysis Untuk Rekomendasi Paket Menu Menggunakan Algoritma Fp-Growth (Studi Kasus : Kafe Shans Juice)," vol. 13, no. 3, 2025, doi: https://doi.org/10.23960/jitet.v13i3S1.7527

[7] P. Pada and P. T. Joenoes, "Implementasi Algoritma Frequent Pattern Growth , Collaborative Filtering

Dan Eclat Untuk Rekomendasi," pp. 191–207, 2023.

[8] G. Dalam, P. Ekowisata, and D. I. Daerah, "UNES Journal of Information System IMPLEMENTATION OF COLLABORATIVE FILTERING AND FP-GROWTH ALGORITHMS IN THE INTRODUCTION OF ECTOURISM IN THE AREA OF," vol. 7, no. 2, pp. 64–78, 2022.

[9] M. A. Fp-growth, "Analisis Keranjang Belanja Pelanggan Coffe Shop," vol. 08, no. 3, pp. 723–728, 2025.

[10] D. Puspitasari, D. Sandhya, E. Ikawati, and B. Fajrin, "Pengembangan Sistem Rekomendasi Menu Paket Meeting Menggunakan Metode Fp-Growth (Studi Kasus Lotus Garden Hotel Kediri)," pp. 15–22.

[11] F. T. Industri, J. T. Informatika, and U. K. Petra, "PEMBUATAN PERANGKAT LUNAK DATA MINING UNTUK METODE APRIORI Leo Willyanto Santoso," pp. 49–56, doi: https://doi.org/10.9744/informatika.4.2.pp.%2043-49

[12] K. K. Mulya, K. Cirebon, J. B. Indonesia, and A. Apriori, "Penerapan Association Rules Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Identifikasi Pola Pembelian," vol. 7, no. 6, pp. 3871–3878, 2023, doi: https://doi.org/10.36040/jati.v7i6.8270

[13] E. R. Putra and S. Septiani, "Pemanfaatan Data Mining Untuk Identifikasi Pola Pembelian Produk Platform Perdagangan Elektronik E-Commerce Plaza Banten," vol. 9, no. 1, pp. 160–172, 2026, doi: https://doi.org/10.47080/simika.v9i1.4454

[14] S. Purnomo, H. Pratiwi, and M. Ibnu, "Penerapan Data Mining Dalam Menganalisis Pola Belanja Konsumen Menggunakan Market Basket Analysis dalam bundle harga , penyusunan katalog barang dan Basket Analysis . Market Basket Analysis atau biasa disebut juga dengan Association rules merupakan salah satu teknik pada data mining Berdasarkan data Klasifikasi Baku Lapangan Usaha Indonesia pada Surat Izin Usaha Perilaku Analysis " [5] Tujuan dari penelitian ini adalah Terhadap Strategi Pemasaran Produk : Studi sistem POS untuk setiap transaksinya , harinya tesimpan kedalam Database . Tetapi data transaksi penjualan yang tersimpan dalam Database tersebut hanya dijadikan arsip oleh pemilik toko , sehingga berdampak," pp. 111–120, 2023, doi: 10.47002/metik.v7i2.678.

[15] P. S. Hasugian, A. Simangunsong, R. F. Nasution, J. Ananda, P. Br, and K. M. Pardede, "Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi Jaringan Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Tren Pasar Dalam Market Base Analysis Dengan Algoritma Fp Growth," vol. 1, pp. 18–22, 2026.

[16] B. Aktavera *et al.*, "Analisis Association Rule Menggunakan Algoritma," vol. 16, no. 1, pp. 54–61, 2024, doi: https://doi.org/10.32767/jti.v16i1.2284

[17] M. Fathur *et al.*, "Analisis Pola Transaksi Pembelian Makanan Dan Minuman," vol. 8, no. 1, pp. 360–367, 2024, doi: https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8429

[18] P. Aplikasi and P. Universitas, "Jurnal Computer Science and Information Technology (CoSciTech) Implementasi Sistem Rekomendasi Buku Digital Menggunakan Item-Based Collaborative Filtering Implementation of a Digital Book Recommendation System Using Item-Based Collaborative Filtering in a University Library Application .," vol. 6, no. 2, pp. 230–236, 2025.

[19] M. R. Waskito, A. D. Rahajoe, A. L. Nurlaili, and J. Timur, "Collaborative Filtering Menggunakan Algoritma Cosine Similarity Dan Jaccard Similarity Pada Sistem E-Commerce," vol. 12, no. 3, pp. 4307–4316, 2024, doi: https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3S1.5315

[20] A. A. Muharam, N. Suarna, I. Ali, D. I. Effendy, and T. Informatika, "Metode Fp-Growth Untuk Mengoptimalkan Makanan," vol. 13, no. 1, 2025, doi: https://doi.org/10.23960/jitet.v13i1.5935

[21] C. Sampit, J. Susanto, and L. Bachtiar, "Algoritme FP-Growth Untuk Rekomendasi Menu Makanan Ikan Air Tawar Di Restoran Brenzeel 48 Resto," pp. 38–52,2024, doi: https://doi.org/10.35889/progresif.v20i1.1371

[22] B. Murdianto and A. Jananto, "Pola Asosiasi Untuk Rekomendasi Penataan Display Barang Menggunakan Algoritma Apriori dan FP-Growth (Study Kasus Gamefantasia Ada Swalayan Pati)," vol. 16, no. 1, pp. 109–120, 2023, doi: https://doi.org/10.51903/elkom.v16i1.999

[23] S. Marselina, J. H. Jaman, and D. E. Kurniawan, "Sales Analysis Using Apriori Algorithm in Data Mining Application on Food and Beverage (F & B) Transactions," vol. 7, no. 2, pp. 218–223, 2023.

[24] N. F. Fahrudin, R. Maulana, and M. M. Barmawi, "Optimasi Bundling Produk Toko Roti berbasis Waktu menggunakan Algoritma FP-Growth," vol. 8, no. November, pp. 297–308, 2024,doi: https://doi.org/10.26760/jrh.v8i3.297-308

[25] J. Saintikom *et al.*, "Implementasi Sistem Rekomendasi dengan Collaborative Filtering dalam Pemilihan Produk Skincare," vol. 24, pp. 56–63, 2025.
[26] U. N. Surabaya, "Sistem Rekomendasi Resep Makanan Dengan Metode Collaborative Filtering Dan FP-Growth Menggunakan API," vol. 02, pp. 86–93, 2020, doi: https://doi.org/10.26740/jinacs.v2n02.p86-93