

STUDI KOMPARASI ALGORITMA APRIORI, ECLAT, dan FP-GROWTH UNTUK PENDUKUNG KEPUTUSAN DI CAFÉ JUS XYZ

Alfred Yulius Arthadi Putra

Program Studi Informatika, Universitas Widya Dharma Pontianak
 Jl. HOS Cokroaminoto, Kota Pontianak - Kalimantan Barat, Indonesia
 Email: alfred@widyadharm.ac.id

ABSTRAK

Pengambilan keputusan merupakan sebuah pekerjaan yang penting, terutama di bidang usaha. Café Jus XYZ merupakan usaha penjualan minuman jus yang melayani banyak pesanan tiap harinya. Promosi yang ditentukan tanpa rekomendasi berdasarkan pola pembelian dapat mengakibatkan pengeluaran yang tidak efektif dan efisien. Algoritma FP-Growth, Apriori, dan Eclat merupakan metode *data mining* yang umum digunakan dalam memberikan rekomendasi berdasarkan pola pembelian. Penelitian ini menggunakan data transaksi yang dicatat di sistem Café Jus XYZ sebanyak 1.250 transaksi. Tiap kombinasi item pembelian diolah di tiap Algoritma yang dibandingkan. Perbandingan Algoritma dibagi ke dalam 6 percobaan, di mana tiap percobaan nilai *support* dan nilai *confidence* semakin naik. Variabel yang dibandingkan adalah waktu komputasi, aturan yang terbentuk, dan *frequent* itemset. Hasil penelitian ini menunjukkan semakin tinggi nilai *support*, maka semakin sedikit asosiasi yang terbentuk. Asosiasi yang paling banyak terbentuk adalah 33 ketika nilai *support* sebesar 5% dan nilai *confidence* 45% dan 50%. Asosiasi yang paling sedikit terbentuk adalah 3 ketika nilai *support* sebesar 15%. Algoritma Eclat menunjukkan performa yang baik dalam hal waktu komputasi sebesar 0,2-0,4 ms. Rekomendasi yang dihasilkan terbagi menjadi 3 yaitu *cross selling*, *up selling*, dan paket *bundle*. Hasil pengujian menunjukkan kombinasi melon lychee, red guava, melon, mango merupakan kombinasi terkuat dengan nilai *lift* rasio sebesar 5,76.

Kata kunci: apriori, eclat, fp-growth, pengambilan keputusan, rekomendasi

ABSTRACT

Decision-making is a critical task, especially in business. Café Jus XYZ, a juice beverage retailer, handles numerous orders daily. Promotions determined without recommendations based on purchasing patterns can result in ineffective and inefficient expenditures. The FP-Growth, Apriori, and Eclat algorithms are common data-mining methods used to generate recommendations from purchase patterns. This study analyzes 1,250 transactions recorded in the Café Jus XYZ system. Each combination of purchased items was processed by each algorithm under comparison. The comparison is divided into six experiments, where support and confidence thresholds increase incrementally. The variables compared are computation time, number of generated rules, and frequent itemsets. Results show that higher support values yield fewer associations: the greatest number of associations (33) occurs at 5% support with 45% and 50% confidence, while the fewest (3) occurs at 15% support. The Eclat algorithm demonstrated superior performance in computation time (0.2–0.4 ms). The resulting recommendations are categorized into three types: cross-selling, up-selling, and bundle packages. The experiment results showed that the combination of lychee melon, red guava, melon, and mango was the strongest combination with a lift ratio 5.76.

Keywords: apriori, decision-making, eclat, fp-growth, recommendation

1. PENDAHULUAN

Di era digital saat ini, pengambilan keputusan merupakan sebuah pekerjaan yang penting [1]. Pengambilan keputusan yang cepat merupakan salah satu kunci dalam menentukan arah pengembangan perusahaan maupun pemerintah [2]. Dalam praktiknya, seringkali pengambilan keputusan berdasarkan analisis data. Hal ini berlaku di semua sektor usaha, tidak terkecuali di usaha makanan.

Café Jus XYZ merupakan sebuah café yang beroperasi di Kota Pontianak. Dalam kesehariannya, mereka menjual beragam aneka minuman jus buah. Mereka mengumpulkan data transaksi harian, di mana transaksi harian ini kemudian dianalisis. Namun, data yang dihasilkan masih berupa data mentah yang jika tidak diolah akan menyulitkan pemilik usaha dalam menentukan pengambilan keputusan. Selain itu, jumlah data yang dapat mencapai ribuan transaksi dalam satu bulan tentu saja menyulitkan untuk menganalisis satu per satu.



Salah satu pendekatan yang sering digunakan dalam pengolahan data dan pengambilan keputusan adalah *data mining*. *Data mining* merupakan metode yang lekat dengan teknik statistik, matematika, dan kecerdasan buatan [3]. Umumnya, *data mining* digunakan untuk menyelesaikan masalah yang melibatkan pengetahuan yang bermanfaat. Algoritma *data mining* yang digunakan dalam pengambilan keputusan beragam, beberapa di antaranya adalah Eclat, FP-Growth, dan Apriori. Ketiga metode tersebut merupakan metode yang digunakan untuk menghasilkan kombinasi item yang memiliki tingkat keterlibatan yang kuat [4], [5].

Algoritma Apriori merupakan metode yang menghasilkan aturan dengan mengombinasikan dua atau lebih item. Dalam Sistem Pendukung Keputusan (SPK), algoritma Apriori dapat diterapkan untuk melakukan analisis keterkaitan guna menemukan pola hubungan antarproduk yang kerap muncul bersamaan dalam catatan transaksi. Penelitian sebelumnya membuktikan Apriori mampu membentuk kombinasi yang mendukung dalam pengambilan keputusan. Algoritma Apriori digunakan untuk mengetahui pola pembelian pupuk [5]. Penelitian tersebut melibatkan 3.788 data penjualan dari sebuah perusahaan pupuk. Algoritma Apriori mampu menghasilkan 156 aturan dan memberikan rekomendasi berupa *cross selling*, *top-up selling*, dan *up selling*. Selain itu, Algoritma Apriori juga digunakan untuk menentukan paket produk di sebuah toko elektronik [6]. Penelitian tersebut memiliki data yang terdiri dari 824 transaksi. Penelitian tersebut berhasil menguji hingga empat kombinasi itemset dengan menghasilkan 1 rekomendasi yang cocok dengan rata-rata support sebesar 0,056 dan confidence sebesar 0,529.

Algoritma FP Growth merupakan pengembangan lanjutan dari Apriori. Algoritma ini menggunakan frekuensi kemunculan item sebagai dasar dalam menentukan kumpulan data yang menghasilkan kombinasi item [5]. FP Growth dapat digunakan untuk pendukung pengambilan keputusan, seperti penelitian untuk menganalisis pola pembelian produk skincare dan kosmetik [7]. Jumlah data yang digunakan dalam penelitian tersebut sebesar 1.183 transaksi. Hasil penelitian menunjukkan FP-Growth mampu membentuk struktur FP-Tree yang mengurangi kompleksitas pemrosesan data besar dan lebih efisien dibanding Apriori karena tidak memerlukan *scanning* berulang pada *dataset*. Penelitian lain menyebutkan bahwa Algoritma FP-Growth mampu meningkatkan daya saing di dunia bisnis dengan mendapatkan strategi kombinasi produk yang dijual di sebuah toko ritel [8]. Penelitian tersebut menghasilkan tiga rekomendasi strategi bisnis berdasarkan pola pembelian di toko.

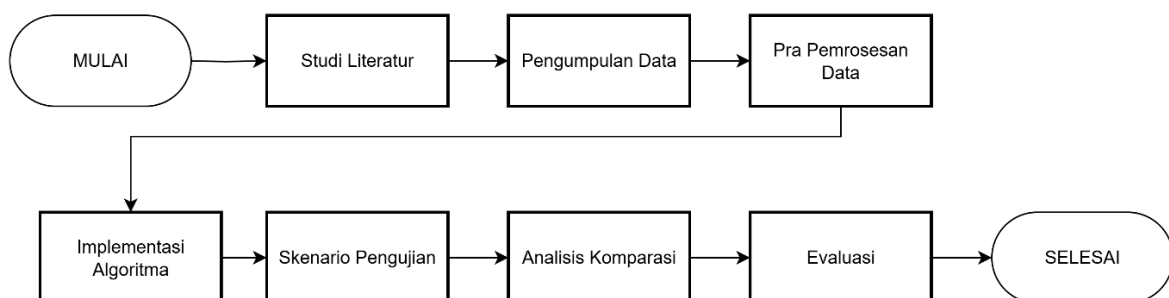
Algoritma Eclat merupakan salah satu teknik dalam *data mining*, di mana akan mengelompokkan item yang memiliki kesamaan berdasarkan kriteria tertentu ke dalam kelas Equivalence Class. Prinsipnya, algoritme ini digunakan untuk mendukung dalam pengambilan keputusan. Penelitian mengenai Algoritma Eclat untuk pengambilan keputusan sudah dilakukan untuk melihat pola hubungan antar barang di transaksi penjualan [9]. Hasil penelitian tersebut mendapati bahwa dari 12.637 transaksi yang diperoleh, berhasil menghasilkan 6 aturan dengan nilai *support* 1% dan nilai *confidence* sebesar 10%. Selain itu, penelitian untuk melihat pola antar barang juga dilakukan di sebuah toko pakaian [10]. Jumlah data sebanyak 165 transaksi dengan rincian 76 jenis barang. Penelitian tersebut menghasilkan 5 aturan dengan nilai *support* sebesar 3% dan minimum *confidence* sebesar 50%.

Penelitian terkait topik ini belum mengangkat bagaimana kaitan dari Eclat, Apriori, dan FP Growth dan menghasilkan rekomendasi bisnis berdasarkan kekuatan kombinasi jika dilihat dari *lift ratio*. Oleh karena itu, data yang diolah dengan analisis berdasarkan algoritma di atas dapat menghasilkan rekomendasi yang berguna bagi pengembangan usaha. Bagi Café Jus XYZ, pemilihan metode yang tepat untuk analisis pola pembelian dapat membantu pemilik menentukan promosi, strategi harga, dan penataan menu. Penelitian ini bertujuan untuk melihat sejauh mana efektifitas ketiga algoritma jika ditinjau berdasarkan waktu proses, jumlah aturan yang dihasilkan, dan kualitas aturan. Dengan demikian, artikel ini bertujuan memberikan rekomendasi bagi Café Jus XYZ dan menambah literatur untuk penerapan *data mining* dalam usaha skala menengah.

2. METODE PENELITIAN

Tahapan Penelitian

Metode penelitian disusun dengan alur kegiatan yang terstruktur dan terperinci. Hal ini dilakukan untuk mencari sesuatu secara sistematis berdasarkan metode ilmiah dan sumber literatur terkait. Dalam penelitian ini, tahapan penelitian dikerjakan dalam 5 bagian. Tahapan penelitian ditunjukkan di Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Studi Literatur

Studi literatur merupakan kegiatan meninjau penelitian terkait. Studi literatur dilakukan untuk melihat sejauh mana penelitian ini dapat berkontribusi terhadap topik dan literatur yang berkaitan dengan topik penelitian ini [11]. Literatur yang ditinjau adalah yang berkaitan dengan Algoritma Apriori, Algoritma Eclat, dan Algoritma FP-Growth. Ketiga algoritma ini sesuai dengan tujuan yaitu yang berkaitan dengan sistem pendukung keputusan. Berdasarkan rujukan yang diambil, beberapa poin dapat ditentukan untuk penelitian ini:

1. Bentuk dan jumlah data.
2. Bentuk implementasi algoritma.
3. Skenario pengujian.
4. Variabel yang dibandingkan dari hasil skenario pengujian.
5. Rekomendasi yang dapat diberikan berdasarkan hasil pengujian.

Berdasarkan lima poin yang ditentukan di atas, penelitian ini memiliki arah untuk mendapatkan hasil dan sesuai dengan tujuan.

Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini didapatkan dengan melakukan tinjauan lapangan. Peneliti datang ke lokasi usaha untuk mewawancarai pegawai mengenai transaksi harian yang direkam oleh Café Jus XYZ. Beberapa data yang bersifat sensitif seperti pendapatan dan jumlah bahan baku tidak diminta. Data yang diperlukan adalah produk-produk yang terjual di tiap transaksi. Data yang didapatkan merupakan hasil transaksi dari tanggal 1 April 2025 hingga 21 April 2025. Jumlah transaksi adalah 1.250 dengan jumlah item terjual sebanyak 14.

Prapemrosesan Data

Prapemrosesan data merupakan langkah awal dalam pemrosesan *data mining*. Tujuan dari tahap ini adalah mengubah data mentah menjadi data yang layak untuk diolah oleh algoritma [12]. Prapemrosesan data di penelitian ini ditunjukkan di Tabel 1.

Tabel 1. Prapemrosesan Data

Proses	Contoh
Samakan kapitalisasi huruf	Mango → mango
Punctuation Removal	Cookies 'n Cream → Cookies n Cream
Tokenisasi	"mango, guava" → ["mango", "guava"]

Prapemrosesan yang pertama adalah mengubah semua huruf menjadi sama secara ukuran, sebagai contoh kata "Mango" yang diawali huruf kapital diubah menjadi huruf secara lowercase semua. Kemudian, dilakukan penghapusan tanda baca yang tidak dibutuhkan, seperti di kata "Cookies 'n Cream", di mana tanda petik dihilangkan menjadi cookies n cream. Selanjutnya adalah tokenisasi, yaitu memisahkan tiap item di tiap transaksi menjadi sebuah *array* dengan isi sesuai jumlah item yang dipesan.

Implementasi Algoritma

1. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan salah satu teknik dalam *data mining* yang digunakan untuk menemukan aturan asosiatif antar item. Algoritma ini didasarkan pada dua parameter utama, yaitu *support* dan *confidence*. *Support* mengacu pada persentase kemunculan kombinasi item dalam keseluruhan data, sedangkan *confidence* menunjukkan tingkat keterkaitan antar item dalam aturan asosiasi. Proses pencarian kombinasi item tidak dilakukan secara langsung dengan menggabungkan seluruh elemen, melainkan melalui tahapan bertahap dengan menyusun kombinasi item dari hasil iterasi sebelumnya. Proses ini disebut *self-joining* dan menjadi inti dari pendekatan algoritma Apriori, meskipun membutuhkan waktu lebih lama untuk menemukan kombinasi item yang relevan [13]. Tahapan di Apriori dapat dijabarkan sebagai berikut [14]:

Langkah 1: Pindai seluruh dataset untuk menghitung semua item yang sering muncul, dan menemukan item yang memenuhi nilai *support* yang ditampilkan di persamaan 1.

$$support(X) = \frac{Transaction(X)}{\sum Transaction(X)} \quad (1)$$

Langkah 2: Berdasarkan aturan pembentukan itemset yang sering muncul pada langkah sebelumnya, dengan memindai *support* dari kandidat itemset K yang sering muncul, buang itemset kandidat yang memiliki *support* di bawah nilai minimum *support*.

Langkah 3: Diperoleh itemset K yang sering muncul dan sesuai dengan kebutuhan aktual proyek. Hasil yang diperoleh dari iterasi ke-K bisa berupa himpunan kosong, dan itemset sering K-1 akan dikembalikan sebagai hasil akhir.

Confidence dalam aturan asosiasi menunjukkan seberapa besar proporsi transaksi yang memuat kedua item X dan Y dibandingkan dengan seluruh transaksi yang memuat item X saja. Nilai ini digunakan untuk mengukur

kekuatan hubungan antara item-item tersebut dalam himpunan data transaksi. Rumus *Confidence* ditunjukkan di persamaan 2.

$$confidence(X \rightarrow Y) = \frac{support(X \cup Y)}{support(X)} \quad (2)$$

Lift Ratio berfungsi sebagai ukuran untuk mengevaluasi seberapa besar tingkat keyakinan dua item muncul bersamaan dalam sebuah transaksi, dengan asumsi bahwa kedua item tersebut tidak saling bergantung secara statistik. Persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai Lift Ratio ditampilkan pada Persamaan (3).

$$lift\ ratio(X \rightarrow Y) = \frac{confidence(X \rightarrow Y)}{support(Y)} \quad (3)$$

Nilai *Lift Ratio* dapat ditentukan dengan aturan sebagai berikut:

Lift = 1, menunjukkan tidak ada hubungan antara X dan Y (independen).

Lift > 1, menunjukkan hubungan positif, di mana kemunculan X meningkatkan kemungkinan Y .

Lift < 1, menunjukkan hubungan negatif, di mana kemunculan X menurunkan kemungkinan Y .

2. Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth (*Frequent Pattern Growth*) merupakan salah satu algoritma yang umum dimanfaatkan untuk mengidentifikasi hubungan asosiasi dalam kumpulan data, dengan cara menganalisis pola item yang kerap muncul bersamaan dalam berbagai kelompok data [15]. Evaluasi kinerja terhadap aturan yang dihasilkan setelah penerapan metode FP-Growth sangat diperlukan. Algoritma FP-Growth, yang termasuk metode analisis asosiasi, menunjukkan kinerja unggul dalam menambang itemset yang sering muncul [16]. Beberapa metrik evaluasi yang lazim digunakan dalam analisis aturan asosiasi meliputi *Support*, *Confidence*, dan *Lift Ratio*. *Support* menggambarkan frekuensi kemunculan suatu item di dalam data. *Confidence* menunjukkan sejauh mana aturan tersebut konsisten terbukti benar, yang mencerminkan tingkat kepercayaannya. Sedangkan *Lift Ratio* dipakai untuk mengukur sejauh mana item cenderung muncul bersamaan apabila diasumsikan keduanya independen secara statistik. Rumus yang digunakan ditunjukkan di persamaan (1), (2), dan (3).

3. Algoritma Eclat

Eclat adalah algoritma yang mengadopsi strategi deep-first search (DFS) dan mengimplementasikan struktur data vertikal. Algoritma ini menyimpan informasi item beserta sebarannya, lalu memanfaatkan teknik perpotongan data untuk menghitung nilai support dari suatu itemset. Rumus perhitungannya ditunjukkan di persamaan (4), (5), dan (6)[17].

$$Support(X) = \frac{Transaction(x)}{\sum Transaction(x)} \quad (4)$$

$$Confidence(X \rightarrow Y) = \frac{Support(X \rightarrow Y)}{Support(X)} \quad (5)$$

$$Lift\ Ratio(X \rightarrow Y) = \frac{Support(X \rightarrow Y)}{Support(X).Support(Y)} \quad (6)$$

Skenario Pengujian

Pengujian dimulai dengan membaca *dataset* dengan tipe CSV. *Dataset* yang berisi transaksi item diuji ke model FP-Growth, Apriori, dan Eclat. Pengujian dilakukan dalam 6 tahap berdasarkan minimum *support* dan minimum *confidence*. Nilai minimum *support* divariasikan dari 5%, 10% dan 15%. Nilai minimum *confidence* divariasikan di 45% dan 50%. Nilai ini ditentukan atas pertimbangan jumlah data yang semakin bervariasi maka nilai *support* tidak bisa lebih dari 15%, begitu juga nilai *confidence* agar tidak terlalu besar dengan tujuan hasil kombinasi lebih bervariasi. Setiap percobaan akan dilihat jumlah waktu proses dan jumlah aturan yang terbentuk. Skenario pengujian ditunjukkan di Tabel 2.

Tabel 2. Skenario Pengujian

Percobaan	Algoritma	Minimum Support	Minimum Confidence
1	FP-Growth, Apriori, Eclat	5%	45%
2	FP-Growth, Apriori, Eclat	5%	50%
3	FP-Growth, Apriori, Eclat	10%	45%
4	FP-Growth, Apriori, Eclat	10%	50%
5	FP-Growth, Apriori, Eclat	15%	45%
6	FP-Growth, Apriori, Eclat	15%	50%

Analisis dan Evaluasi Komparasi



Hasil pengujian akan dibandingkan berdasarkan kecepatan pengujian di tiap percobaan. Selain itu, jumlah aturan yang terbentuk dicatat untuk melihat pengaruh *support* dan *confidence*. Selain itu, nilai *confidence* dan *lift ratio* akan dibandingkan di tiap algoritma untuk menentukan semua aturan yang terbentuk.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data

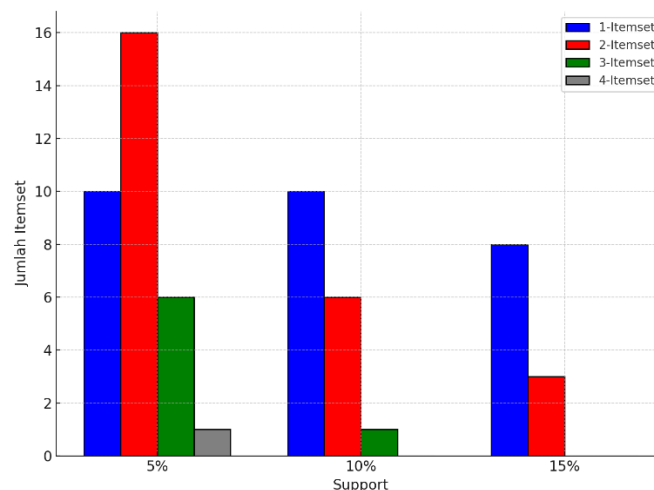
Data yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan di Tabel 3. Data terdiri dari 2 kolom yaitu kolom nomor transaksi dan item yang dibeli.

No.	Items
1	Mango, Melon lychee, Melon
2	Red Guava, Mango, Apple
3	Melon, Red Guava
4	Mango
5	Watermelon, Avocado
6	Avocado

1250	Apple

Hasil Komparasi

Sesuai dengan skenario pengujian, dilakukan pengujian di tiap algoritma untuk melihat sejauh mana pengaruh nilai *support* dan *confidence* terhadap hasil aturan yang terbentuk. Gambar 1 merupakan hasil *frequent itemset* yang dihasilkan dari percobaan 1 sampai 6 terhadap Algoritma FP-Growth, Apriori, dan Eclat.



Gambar 2. Grafik Perbandingan Jumlah Itemset di Pengujian Support di Apriori, Eclat, dan FP-Growth

Pada ketiga metode jumlah *frequent itemset* yang terdeteksi mengikuti pola yang sama ketika ambang *support* dinaikkan. Pada ambang rendah (5%), setiap metode menemukan 10 item tunggal, 16 pasang item, 6 tiga pasang, dan 1 empat pasang. Ini menunjukkan bahwa dengan *support* longgar, kombinasi item hingga empat elemen masih cukup sering muncul dalam data.

Saat *support* dinaikkan menjadi 10%, hanya tersisa 10 item tunggal, 6 pasang, dan 1 tripel tidak ada kuartet yang lolos. Artinya, kombinasi tiga atau lebih item mulai terlalu jarang untuk memenuhi ambang baru. Kenaikan ambang ini memangkas lebih dari separuh pasangan dan seluruh grup berukuran empat, tetapi masih memungkinkan satu kombinasi tripel.

Pada *support* 15%, hanya 8 item tunggal dan 3 pasang yang tersisa, tanpa satupun tripel atau kuartet. Dengan demikian, semakin ketat ambang kemunculan, semakin sederhana himpunan pola yang ditemukan: hanya kombinasi paling dasar yang paling sering muncul.

Perbandingan selanjutnya adalah membandingkan aturan yang terbentuk di tiap percobaan. Nilai *confidence* yang diuji ada dua, yaitu 45% dan 50%. Tiap percobaan diselang seling menyesuaikan dengan nilai *support*. Hasil pengujian ditunjukkan di Tabel 4, 5, dan 6.

Percobaan	Support	Confidence	Aturan
1	5%	45%	38
2	5%	50%	33
3	10%	45%	13

4	10%	50%	13
5	15%	45%	3
6	15%	50%	3

Tabel 5. Aturan Yang Terbentuk Pengujian Apriori

Percobaan	Support	Confidence	Aturan
1	5%	45%	38
2	5%	50%	33
3	10%	45%	13
4	10%	50%	13
5	15%	45%	3
6	15%	50%	3

Tabel 6. Aturan yang Terbentuk Pengujian Eclat

Percobaan	Support	Confidence	Aturan
1	5%	45%	38
2	5%	50%	33
3	10%	45%	13
4	10%	50%	13
5	15%	45%	3
6	15%	50%	3

Tabel 4, 5, dan 6 menunjukkan ketiga algoritma menunjukkan pola penurunan jumlah aturan yang sama saat ambang *support* dan *confidence* diubah. Pada tingkat *support* 5%, dengan *confidence* 45% dihasilkan 38 aturan, lalu menurun menjadi 33 aturan ketika *confidence* dinaikkan ke 50%. Saat *support* naik menjadi 10%, jumlah aturan langsung menyusut drastis menjadi 13, tanpa terpengaruh lagi oleh perubahan *confidence*. Kenaikan *support* ke 15% memotong jumlah aturan hingga hanya tersisa 3 aturan, terlepas dari level *confidence*.

Perbandingan selanjutnya adalah membandingkan waktu komputasi tiap Algoritma. Waktu komputasi dihitung berdasarkan nilai *support*. Waktu komputasi memiliki pengaruh jika melihat jumlah data yang mencapai 1.250 baris.

Tabel 7. Perbandingan Waktu Komputasi

Support	FP-Growth	Apriori	Eclat
5%	0,0042 s	0,0041 s	0,0004 s
10%	0,0037 s	0,0032 s	0,0003 s
15%	0,0041 s	0,0024 s	0,0002 s

Tabel 7 menunjukkan bahwa Eclat secara konsisten membutuhkan waktu eksekusi terendah hanya 0,2–0,4 ms pada seluruh level *support*, karena langsung memanfaatkan struktur vertikal untuk menginterseksi daftar transaksi tanpa perlu membangun struktur tambahan. Apriori berada di posisi kedua dengan waktu yang menurun seiring kenaikan ambang *support*: dari 4,1 ms pada *support* 5% menjadi 2,4 ms pada *support* 15%, mencerminkan makin sedikitnya kandidat itemset yang harus digenerasi dan dievaluasi. FP-Growth, meski unggul pada *support* menengah (3,7 ms pada 10%), menunjukkan waktu eksekusi yang relatif stabil, sekitar 4 ms, karena *overhead* pembuatan dan traversal FP-tree tidak sepenuhnya terkompensasi oleh berkurangnya *frequent pattern* pada *support* tinggi.

Perbandingan Asosiasi

Perbandingan selanjutnya adalah melihat asosiasi yang terbentuk berdasarkan nilai *confidence* dan *lift ratio* di tiap pengujiannya. Nilai ini digunakan untuk melihat apakah aturan asosiasi yang terbentuk valid atau tidak [18]. Aturan yang dipilih untuk ditampilkan di tabel adalah 5 aturan dengan nilai terbaik.

Tabel 8. Asosiasi yang Terbentuk di Percobaan 1 dan 2

Algoritma	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift Ratio
FP-Growth	(red guava, melon lychee)	(melon, mango)	7,52%	100%	5,76
	(melon, red guava, mango)	(melon lychee)	7,52%	100%	5,48
	(mango, green tea)	(watermelon)	7,76%	100%	4,96
	(watermelon, mango)	(green tea)	7,76%	100%	4,62
	(red guava, melon lychee)	(melon)	7,52%	100%	4,24
Apriori	(red guava, melon lychee)	(melon, mango)	7,52%	100%	5,76
	(melon, red guava, mango)	(melon lychee)	7,52%	100%	5,48
	(mango, green tea)	(watermelon)	7,76%	100%	4,96
	(watermelon, mango)	(green tea)	7,76%	100%	4,62
	(red guava, melon lychee)	(melon)	7,52%	100%	4,24

Eclat	(melon lychee, red guava)	(mango, melon)	7,50%	100%	5,76
	(mango, melon, red guava)	(melon lychee)	7,50%	100%	5,48
	(green tea, mango)	(watermelon)	7,80%	100%	4,96
	(mango, watermelon)	(green tea)	7,80%	100%	4,63
	(mango, melon lychee, red guava)	(melon)	7,50%	100%	4,23

Tabel 8 menunjukkan semua asosiasi memiliki *confidence* 100%, mengindikasikan bahwa ketika pelanggan membeli kombinasi produk tertentu (seperti guava merah dan lychee melon), mereka selalu menambahkan produk lain (seperti mangga dan melon) dalam transaksi yang sama. Nilai *lift ratio* yang tinggi (berkisar 4,23-5,76) mempertegas bahwa hubungan ini bersifat tidak acak dan sangat signifikan. Meskipun tingkat *support* relatif moderat, pola ini tetap bernilai strategis karena kekuatan hubungannya yang sempurna.

Pola terkuat terlihat pada kombinasi buah tropis, terutama aturan {red guava, lychee melon} → {mango, melon} (*lift* 5,76), yang menyiratkan peluang optimal untuk product bundling atau penataan *display* berdampingan. Pola serupa muncul pada hubungan deterministik antara mangga dengan teh hijau dan semangka, seperti aturan {mango, green tea} → {watermelon} (*lift* 4,96).

Tabel 9. Asosiasi yang Terbentuk di Percobaan 3 dan 4

Algoritma	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift Ratio
FP-Growth	(melon, melon lychee)	(mango)	12,96%	100%	1,98
	(melon lychee)	(mango)	16,56%	90,78%	1,80
	(mango, melon lychee)	(melon)	12,96%	78,26%	3,32
	(red guava)	(mango)	17,28%	76,86%	1,53
	(melon, mango)	(melon lychee)	12,96%	74,65%	4,09
Apriori	(melon, melon lychee)	(mango)	12,96%	100%	1,98
	(melon lychee)	(mango)	16,56%	90,78%	1,80
	(mango, melon lychee)	(melon)	12,96%	78,26%	3,32
	(red guava)	(mango)	17,28%	76,86%	1,53
	(melon, melon lychee)	(mango)	12,96%	74,65%	1,98
Eclat	(melon lychee, melon)	(mango)	13,00%	100%	1,98
	(melon lychee)	(mango)	16,60%	90,80%	1,80
	(mango, melon lychee)	(melon)	13,00%	78,30%	3,32
	(red guava)	(mango)	17,30%	76,90%	1,53
	(mango, melon)	(melon lychee)	13,00%	74,70%	4,09

Tabel 9 menunjukkan lima aturan asosiasi yang sama persis, yaitu pola hubungan antara buah “melon”, “melon lychee”, “mango”, dan “red guava”. Nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* untuk setiap aturan juga identik, hanya dibedakan oleh pembulatan angka. Misalnya, aturan (melon, melon lychee) → mango mencapai *confidence* 100% dan *lift ratio* 1,98, sedangkan aturan (melon, mango) → melon lychee memiliki *lift ratio* tertinggi 4,09. Ini menunjukkan bahwa ketiga metode mampu mengekstrak pola asosiasi yang konsisten dari *dataset* dengan parameter yang sama.

Tabel 10. Asosiasi yang Terbentuk di Percobaan 5 dan 6

Algoritma	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift Ratio
FP-Growth	(melon lychee)	(mango)	16,56%	90,78%	1,80
	(red guava)	(mango)	17,28%	76,86%	1,53
	(melon)	(mango)	17,36%	73,55%	1,46
Apriori	(melon lychee)	(mango)	16,56%	90,78%	1,80
	(red guava)	(mango)	17,28%	76,86%	1,53
	(melon)	(mango)	17,36%	73,55%	1,46
Eclat	(melon lychee)	(mango)	16,60%	90,80%	1,80
	(red guava)	(mango)	17,30%	76,90%	1,53
	(melon)	(mango)	17,40%	73,60%	1,46

Tabel 10 menunjukkan algoritma mengekstrak tiga aturan asosiasi yang sama: (melon lychee) → mango dengan *support* 16,6% dan *confidence* 90,8%, (red guava) → mango dengan *support* 17,3% dan *confidence* 76,9%, serta (melon) → mango dengan *support* 17,4% dan *confidence* 73,6%. Nilai *support* di atas 10% menunjukkan bahwa ketiga *antecedent* tersebut cukup sering muncul secara bersamaan dengan mango, sementara *confidence* yang tinggi—terutama pada pola melon lychee → mango—menggambarkan bahwa hampir setiap transaksi yang mengandung melon lychee juga menyertakan mango. *Lift ratio* pada rentang 1,46–1,80 menegaskan adanya hubungan positif antara antecedent dan mango, misalnya, transaksi dengan melon lychee memiliki kemungkinan membeli mango 1,8 kali lebih besar dibanding peluang acak.

Hasil Rekomendasi



Rekomendasi yang dihasilkan oleh tiap algoritma menunjukkan kesamaan. Ini menunjukkan bahwa dengan pendekatan berbeda, rekomendasi untuk pengembangan usaha dapat diberikan. Berdasarkan Tabel 11, rekomendasi yang dapat diberikan.

Jenis Rekomendasi	Rekomendasi
Up Selling	<ul style="list-style-type: none"> - Pelanggan membeli melon, red guava, dan mango maka ditawarkan membeli melon lychee. - Menawarkan tambahan mango dengan diskon ketika pelanggan membeli melon lychee. - Menawarkan mango dengan diskon ketika pelanggan membeli melon.
Cross Selling	<ul style="list-style-type: none"> - Pelanggan membeli green tea atau mango maka dapat ditawarkan pembelian watermelon juga. - Memberikan bonus satu jus melon gratis ketika pembelian mango dan melon lychee. - Menawarkan mango sebagai rekomendasi setiap kali pelanggan memilih melon lychee.
Paket Bundle	<ul style="list-style-type: none"> - Pelanggan ditawarkan paket bundle red guava, melon lychee, melon dan mango - Pelanggan ditawarkan paket bundle red guava, melon lychee, dan melon - Pelanggan ditawarkan paket bundle berisi melon dan melon lychee - Memberikan potongan harga untuk mango setiap pembelian red guava. - Jika pelanggan membeli kombinasi melon lychee dan melon, maka berikan satu mango gratis.

Berdasarkan Tabel 11, rekomendasi *Up-Selling* fokus menambah nilai transaksi dengan melengkapi pilihan pelanggan misalnya, jika mereka sudah memilih melon, red guava, dan mango, secara otomatis ditawarkan melon lychee. Strategi ini juga memanfaatkan pola kuat melon lychee → mango dan melon → mango, sehingga diskon untuk mango ketika membeli salah satu *antecedent* dapat mendorong pembelian tambahan tanpa terasa memaksa. Dengan menargetkan pembelian tunggal (melon atau melon lychee) untuk mendorong pembelian mango, *up-selling* ini memaksimalkan *average order value* dari produk yang sudah memiliki keterkaitan tinggi.

Pada sisi *Cross-Selling*, rekomendasi menyorot relasi antar kategori seperti green tea atau mango → watermelon, dan bonus jus melon untuk pembelian mango dan melon lychee. Ini menciptakan peluang *bundling* yang terkesan relevan dengan preferensi konsumen. Paket *Bundle* kemudian menggabungkan beberapa item dengan diskon atau gratisan mango untuk kombinasi tertentu (red guava, melon lychee, melon, atau melon dan melon lychee), memaksimalkan *lift* tinggi dari pola asosiasi.

Dari sisi bisnis, pola asosiasi melon dan mango dapat mendorong kenaikan nilai transaksi lewat strategi *up selling* atau *bundle*. Pemilik usaha dapat menawarkan diskon ringan pada mango setiap kali pelanggan memilih melon atau melon lychee, kemudian menampilkan rekomendasi otomatis di aplikasi saat pembayaran.

4. SIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui performa ketiga algoritma, FP-Growth, Apriori, dan Eclat dalam menentukan asosiasi antar produk di Cafe Jus XYZ. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa semakin besar nilai support, maka jumlah *frequent itemset* yang muncul juga semakin sedikit. Berdasarkan *frequent itemset* yang terbentuk, maka jumlah kombinasi yang membentuk asosiasi juga semakin berkurang seiring naiknya nilai support. Saat nilai support sebesar 5%, asosiasi yang terbentuk sebanyak 33 dan 38. Ketika nilai support ke 10%, asosiasi yang terbentuk menurun menjadi 13. Terakhir, ketika nilai support naik ke 15% asosiasi yang terbentuk sebanyak 3. Hal ini menunjukkan pengaruh jumlah *frequent itemset* yang muncul mempengaruhi asosiasi yang terbentuk. Dari ketiga algoritma yang diuji, Eclat memiliki waktu proses yang lebih singkat dibanding kedua metode lain, yaitu di rentang 0,2 – 0,4 ms.

Hasil asosiasi yang terbentuk berdasarkan pola pembelian pelanggan dan melihat *lift ratio* memungkinkan pemilik Cafe Jus XYZ untuk menerapkan strategi promosi yang tepat. Berdasarkan pola yang terbentuk, direkomendasikan 11 strategi promosi yang diperkirakan dapat ditawarkan ke pelanggan untuk meningkatkan penjualan.

Penelitian selanjutnya dapat memperluas analisis dengan mengeksplorasi variasi parameter minimum *confidence* hingga *lift ratio* untuk melihat dampaknya pada kuantitas dan kualitas aturan yang dihasilkan, misalnya dengan menguji *confidence* direntang 50–100% dan *lift ratio* di atas 1,5 dan menerapkan *threshold* dinamis yang menyesuaikan support berdasarkan periode penjualan (*seasons*) untuk menangkap pola musiman di Cafe Jus XYZ.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Dwi, M. Sabban, and Y. P. Sabban, "Peran Sistem Informasi Manajemen dalam Pengambilan Keputusan Bisnis UMKM Berbasis E-Commerce," *Co-Value Jurnal Ekonomi, Koperasi dan Kewirausahaan*, vol. 15, no. 1, pp. 21–29, June 2024, doi: 10.59188/covalue.v15i01.4410.
- [2] F. Suarezsaga, D. Nugraha, and A. Y. A. Putra, "Pengembangan Sistem Informasi Perjalanan Dinas Menggunakan Kerangka Kerja Scrum," *Jurnal Algoritma*, vol. 19, no. 2, pp. 832–842, November 2022, doi: 10.33364/algoritma/v.19-2.1243.
- [3] M. Rahmah and B. S. Ginting, "Penerapan Data Mining Dengan Metode Algoritma Apriori Untuk Korelasi Umur, Pangkat Dan Pendidikan Terhadap Jabatan Pada Polres Binjai," *Jurnal Mahajana Informasi*, vol. 5, no. 1, pp. 56–65, July 2020, doi: 10.51544/jurnalmi.v5i1.1198.
- [4] R. Amelia and A. M. Rismadin, "Perbandingan Algoritma Apriori dan Fp-Growth dalam Pengaplikasian Market Basket Analysis untuk Strategi Bisnis Retail," *Building of Informatics, Technology and Science*, vol. 6, no. 1, pp. 279–288, June 2024, doi: 10.47065/bits.v6i1.5388.
- [5] D. Rachmawati, Y. Cahyana, E. E. Awal, and S. Faisal, "Perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth dalam Menentukan Pola Penjualan Pupuk," *Jurnal Resistor*, vol. 3, no. 1, pp. 21–31, April 2024, doi: 10.31598/jurnalresistor.v7i1.1527.
- [6] N. A. Hibnastiar, A. F. Setiawan, and E. H. Susanto, "Penerapan Algoritma Apriori dalam Menentukan Rekomendasi Paket Produk," *MALCOM Indones. MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 5, no. 1, pp. 321–331, January 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i1.1782.
- [7] A. Fergina, P. A. Negara, A. Sujjada, and I. Sanjaya, "Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth untuk Menganalisis Pola Pembelian Produk Skincare dan Kosmetik," *Jurnal Ilmu Komputasi*, vol. 23, no. 3, pp. 433–442, September 2024, doi: 10.32409/jikstik.23.3.3592.
- [8] S. P. Pratama, F. T. Informasi, and U. N. Mandiri, "Analisa data Mining Asosiasi FP-Growth pada Penjualan Produk di Toko Ritel Agung," *Jurnal Tekinkom*, vol. 6, no. 1, pp. 63–71, June 2023, doi: 10.37600/tekinkom.v6i1.744.
- [9] A. Setiawan, V. Kurniawan, and R. Novita, "Penerapan Algoritma Eclat Untuk Mencari Pola Hubungan Antar Barang Pada Data transaksi Penjualan," *Indonesian Journal of Informatic Research and Software Engineering (IJIRSE)*, vol. 4, no. 1, pp. 9–16, March 2024, doi: 10.57152/ijirse.v4i1.1348.
- [10] J. Riset, L. Zahrotun, A. Fath, I. Robbani, J. R. Selatan, and D. I. Yogyakarta, "Penerapan Algoritma Eclat untuk Menemukan Pola Asosiasi Antar Barang di Aneka Sandang Collection," *Jurnal Riset Sains dan Teknologi*, vol. 7, no. 1, pp. 37–43, March 2023, doi: 10.30595/jrst.v7i1.15298.
- [11] A. Marzali, "Menulis Kajian Literatur," *Jurnal Etnosia*, vol. 1, no. 2, pp. 27–36, April 2017, doi: 10.31947/etnosia.v1i2.1613 .
- [12] F. Alghifari and D. Juardi, "Penerapan Data Mining pada Penjualan Makanan dan Minuman Menggunakan Metode Algoritma Naïve Bayes," *Jurnal Ilmiah Informatika*, vol. 9, no. 2, pp. 75-81, September 2021, doi: 10.33884/jif.v9i02.3755.
- [13] T. Putri, A. Wiyono, Y. H. Chrisnanto, and A. I. Hadiana, "Sistem Rekomendasi Layanan Homecare Berdasarkan Analisis Keranjang Belanja Menggunakan Algoritma Apriori," *JATI : Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 7, no. 5, pp. 3357–3362, January 2023, doi: 10.36040/jati.v7i5.7469.
- [14] X. Zhang and J. Zhang, "Analysis and Research on library User Behavior Based on Apriori Algorithm," *Measurement: Sensors*, vol. 27, June 2023, doi: 10.1016/j.measen.2023.100802.
- [15] H. D. Ariyantini, D. Malita Puspita, and A. Triyono, "Implementasi Algoritma Fp-Growth Untuk Rekomendasi Produk di Toko Lm Mart," *Jurnal Ilmu Komputer An Nuur*, vol. 4, pp. 1-12, January 2024, .
- [16] R. Xu, "The Evaluation of Ethnic Costume Courses based on FP-growth Algorithm," *Scalable Computing Practice and Experience*, vol. 25, no. 1, pp. 313–326, January 2024, doi: 10.12694/scpe.v25i1.2297.
- [17] R. A. Putra, M. A. M. Putri, S. M. Sinaga, S. F. Octavia, and R. C. Rachman, "Implementation of Association Rules Algorithm to Identify Popular Topping Combinations in Orders," *PREDATECS: Public Research Journal of Engineering, Data Technology and Computer Science*, vol. 1, no. 2, pp. 95–101, February 2024, doi: 10.57152/predatecs.v1i2.863.
- [18] A. Nur Rahmi and Yosaphat Ananda Mikola, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian pada Customer (Studi Kasus : Toko Bakoel Sembako)," *Information System Journal (INFOS)*, vol. 4, no. 1, pp. 14–19, May 2021, doi: 10.24076/infosjournal.2021v4i1.561.