

PERBANDINGAN METODE APRIORI DAN FREQUENT PATTERN GROWTH DALAM MENGETAHUI POLA PEMBELIAN KONSUMEN

Mohammad Ichsan Madani¹⁾; Amin Padmo Azam Masa^{2)*}; Hario Jati Setyadi³⁾

^{1,2,3)} Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Mulawarman

¹⁾ichsanmadani375@gmail.com; ²⁾aminpadmo@unmul.ac.id; ³⁾hariojati.setyadi@unmul.ac.id

ABSTRACT

The problem that usually arises in a minimarket is that products have not been placed according to consumer habits in buying several products simultaneously. As a result, consumers feel confused in finding the position of the product needed and can experience delays in the transaction process. The purpose of this study is to find consumer purchasing patterns in the case of Toko Alwi Jaya, Tenggarong by comparing the Apriori Algorithm and the FP-Growth Algorithm and knowing the combination between items with the highest frequency so that consumer purchasing patterns are known. The data used in this study amounted to 600 transactions in the form of consumer shopping receipts. The results of this study indicate that the FP-Growth algorithm is the best for determining consumer purchasing patterns at Alwi Jaya Store, Tenggarong, as it produces higher confidence and lift ratio values compared to the Apriori algorithm. Specifically, FP-Growth achieves a confidence value of 47.06%, higher than Apriori's 41.18%, and a lift ratio of 3.79, higher than Apriori's 3.32.

Keywords : Apriori, Data Mining, Frequent Pattern Growth, Market Basket Analysis

I. PENDAHULUAN

Minimarket adalah jenis usaha dengan potensi bisnis yang menguntungkan saat ini [1]. Minimarket merupakan lokasi kecil yang menawarkan berbagai produk yang lengkap dan bervariasi, mirip dengan yang ada di pasar. Sebenarnya, minimarket dapat dianggap sebagai toko kelontong yang menjual beragam barang dan makanan. Namun, yang membedakannya adalah penerapan konsep swalayan, di mana barang atau item dapat diambil langsung oleh pembeli dari rak dan melakukan pembayaran di loket pembayaran [2].

Toko Alwi Jaya adalah salah satu minimarket yang menyediakan berbagai produk secara lengkap, termasuk kebutuhan sehari-hari berupa makanan, minuman, dan barang-barang perlengkapan rumah tangga, yang ditata pada rak atau etalase. Minimarket ini berlokasi di Jl. Danau Aji, Tenggarong, Kabupaten Kutai Kartanegara, Kalimantan Timur. Dengan posisi yang strategis, dekat dengan perumahan, pasar, dan kantor pemerintahan, Toko Alwi Jaya mengalami banyak transaksi setiap harinya akibat tingginya aktivitas masyarakat di sekitarnya. Dengan tingginya volume transaksi, data penjualan akan terus bertambah seiring waktu. Hal ini berpotensi memengaruhi tingkat

penjualan barang. Dengan menganalisis data transaksi tersebut, pola yang terbentuk dapat diidentifikasi, yang sangat berguna untuk merumuskan strategi bisnis. Selain sebagai arsip, data ini dapat digunakan untuk keperluan pengolahan informasi untuk meningkatkan omzet penjualan [3].

Seringkali, produk yang diinginkan oleh konsumen tidak tersedia atau habis karena kurangnya perhatian terhadap ketersediaan barang [3]. Menjaga ketersediaan produk adalah langkah yang dapat diambil untuk mempertahankan bisnis di sektor retail, sebagai upaya memenuhi kebutuhan konsumen. Sistem tata letak produk yang dirancang dengan memperhatikan pola pembelian konsumen dapat memudahkan konsumen dalam melakukan transaksi [4]. Masalah yang muncul adalah bahwa produk-produk belum ditempatkan sesuai dengan kebiasaan konsumen dalam membeli beberapa barang sekaligus. Hal ini menyebabkan konsumen merasa bingung saat mencari posisi produk yang mereka butuhkan, dan dapat mengakibatkan keterlambatan dalam proses transaksi [5][6].

Analisis *data mining* akan digunakan untuk menyelesaikan permasalahan ini. Proses *data mining* adalah cara untuk mengekstrak informasi atau temuan menarik

dari data yang ada di dalam database, sehingga dapat menghasilkan informasi yang bernilai [6]. Salah satu metode yang dapat diterapkan dalam *data mining* adalah *Market Basket Analysis* (MBA). Fungsi asosiasi yang terdapat dalam MBA berguna untuk menemukan pola asosiasi dalam transaksi jual beli. Dengan menggunakan MBA, kebiasaan berbelanja konsumen dalam satu keranjang belanja dapat dianalisis. Pola pembelian barang oleh konsumen dapat dipahami melalui MBA, yang menghasilkan aturan atau rules menunjukkan produk-produk yang saling terkait dalam pembelian [7]. Pengolahan data ini dapat dilakukan dengan memanfaatkan algoritma tertentu. Algoritma-algoritma yang digunakan untuk mengidentifikasi pola asosiasi dalam transaksi jual beli meliputi algoritma Apriori dan *Frequent Pattern Growth* (*FP-Growth*) [8].

Metode dalam *data mining* yang digunakan untuk menemukan aturan asosiasi antara kombinasi item adalah algoritma Apriori. Algoritma ini juga dikenal dengan istilah analisis asosiasi (*association rule mining*) [9]. Algoritma *FP-Growth* dirancang untuk membangun struktur data terstruktur yang dikenal sebagai *Frequent Pattern Tree*. Algoritma ini mampu mengambil frekuensi item langsung dari *FP-Tree*. Terdapat tiga tahap utama dalam *FP-Growth*: *Conditional Pattern Base*, *Conditional FP-Tree*, dan Pencarian *Frequent Itemset*. Dalam algoritma ini, dataset direpresentasikan dalam bentuk *FP-Tree*, yang memungkinkan pengurangan ukuran dataset dan meningkatkan efisiensi pemrosesan data [10]. Berdasarkan penjelasan di atas, algoritma yang paling umum digunakan untuk pengembangan adalah Apriori [11]. Namun, salah satu masalah utama yang dihadapi oleh algoritma Apriori adalah proses pemindaian database yang berulang untuk memperoleh frekuensi itemset dengan berbagai kombinasi item. Proses ini memerlukan waktu dan memakan banyak memori komputer [12]. Permasalahan ini dapat diatasi dengan pengembangan dari algoritma Apriori, menghasilkan algoritma yang sangat populer yaitu *FP-Growth* dengan pendekatan *FP-Tree*. Item-item dalam *FP-Tree* direpresentasikan sebagai fitur dalam struktur pohon dengan lintasan-lintasan tertentu yang sangat banyak, sehingga pemindaian database hanya dilakukan satu atau dua kali. Meskipun *FP-Growth* lebih efisien dalam mencari frekuensi

itemset dibandingkan Apriori, aturan yang dihasilkan tidak sebaik yang dihasilkan oleh algoritma Apriori. Selain itu, implementasi *FP-Growth* juga lebih kompleks dibandingkan dengan Apriori, meskipun hal ini bersifat relatif [12]. Penelitian sebelumnya yang menerapkan *association rule mining* untuk analisis penempatan tata letak buku di perpustakaan menggunakan algoritma Apriori menghasilkan empat aturan. Kombinasi item terbesar menunjukkan bahwa kategori buku agama dan ilmu sosial sering dipinjam bersama, dengan nilai *support* sebesar 11,71% dan *confidence* 41,43%. Selain itu, kategori buku teknologi dan ilmu sosial juga sering dipinjam bersamaan, dengan nilai *support* 13,8% dan *confidence* 40,75% [13]. Berbeda dengan penelitian sebelumnya, penelitian ini melakukan implementasi dan membandingkan algoritma Apriori dengan Algoritma *FP-Growth* untuk mengetahui kombinasi antar item yang mempunyai frekuensi paling tinggi sehingga diketahui bagaimana pola pembelian konsumen di Toko Alwi Jaya Tenggara.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Data Mining

Dalam beberapa tahun terakhir, perkembangan pesat terjadi pada penerapan *data mining* di berbagai sektor, seperti bisnis, pendidikan, dan telekomunikasi. Sebagai contoh, di sektor bisnis, penggunaan algoritma *data mining* seperti Algoritma Apriori dapat memberikan bantuan kepada para pengusaha dalam pengambilan keputusan terkait manajemen persediaan barang [14]. Peran krusial *data mining* terletak pada tahap perencanaan, di mana informasi yang akurat disediakan untuk membuat prediksi berdasarkan tren masa lalu dan kondisi saat ini. Dengan memanfaatkan *data mining*, perusahaan mampu mengalokasikan dana lebih efisien, karena pengambilan keputusan dapat diotomatisasi, sehingga biaya yang dikeluarkan bisa berkurang [15]. Konsep *data mining* digunakan untuk menggali pengetahuan dari *database*. Proses ini mengaplikasikan berbagai teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstrak serta mengidentifikasi informasi berguna dan pengetahuan terkait dari berbagai *database* besar [16].

2.2 Market Basket Analysis

Market Basket Analysis (MBA) bertujuan untuk meningkatkan efektivitas teknik promosi dan penjualan dengan memanfaatkan data pelanggan atau penjualan yang dimiliki oleh perusahaan ritel [17]. Proses analisis keranjang belanja ini bermanfaat dalam merumuskan strategi pemasaran untuk menawarkan produk yang sering dibeli bersama oleh konsumen. Dengan melakukan analisis asosiasi, MBA dapat membantu dalam memahami kebiasaan konsumen saat membeli produk yang ditawarkan, serta menghasilkan aturan atau *rules* yang menunjukkan produk-produk yang saling terkait dalam pembelian [18].

2.3 Association Rule

Aturan asosiasi, atau *association rule*, merupakan salah satu teknik dalam *data mining* yang berfungsi untuk mengidentifikasi hubungan atau korelasi antara item atau variabel dalam suatu dataset [19]. Teknik ini berfungsi untuk menemukan pola asosiatif antara kombinasi data, serta hubungan yang berkaitan antara item atau produk. Aturan asosiasi, yang juga dikenal sebagai *affinity analysis*, mempelajari keterkaitan antara item atau produk, dan digunakan untuk menentukan produk apa yang biasanya dibeli bersamaan [20]. Aturan asosiasi berhubungan dengan pernyataan mengenai hubungan antar item dalam suatu dataset, yang dapat mencakup transaksi yang dilakukan oleh pelanggan di sebuah swalayan. Dalam analisis basis data transaksi pelanggan, aturan asosiasi digunakan untuk mengidentifikasi kebiasaan pembelian produk yang terjadi secara bersamaan, sehingga sering disebut sebagai *Market Basket Analysis* (MBA) [21]. Metode *association rule* adalah proses yang digunakan untuk mencari kombinasi dan kekuatan hubungan antar item dalam satu set. Pembentukan aturan asosiasi melibatkan analisis pola frekuensi tinggi dan pencarian kombinasi yang memenuhi syarat *support* yang telah ditentukan. Selanjutnya, kombinasi yang memiliki *support* minimum dalam database dicari. Aturan asosiasi dibentuk dengan menghitung nilai *confidence*, yang mendefinisikan kekuatan hubungan antara item-item tersebut. Nilai *Support* mengacu pada jumlah kombinasi antara satu item dengan item lainnya, sementara *confidence* menunjukkan seberapa kuat hubungan antar item tersebut [22].

2.4 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori digunakan untuk analisis keranjang belanja berdasarkan data transaksi penjualan. Algoritma ini dikenal sebagai analisis asosiasi atau *association rule mining*, yang merupakan teknik dalam *data mining* untuk menemukan aturan asosiasi antara kombinasi item dalam dataset. Dengan menggunakan algoritma Apriori, analisis asosiasi telah diterapkan untuk mengidentifikasi pola dalam data transaksi penjualan. Setiap aturan asosiasi ditentukan dengan parameter tertentu, sehingga aturan yang dihasilkan dapat memberikan nilai prediksi yang akurat [23]. Penerapan algoritma Apriori dalam *association rule* memiliki keuntungan dalam kesederhanaan dan kemampuannya mengelola data dalam jumlah besar, menjadikannya lebih praktis bagi perusahaan dengan keterbatasan dalam pengolahan data [24]. Algoritma Apriori merupakan salah satu teknik *data mining* yang berfungsi untuk menemukan aturan asosiasi antar kombinasi item dengan mempertimbangkan beberapa faktor. Tahap awal dalam analisis asosiasi, yang dikenal sebagai pola frekuensi tinggi (*high frequent pattern mining*), menghasilkan kandidat item secara berurutan untuk dijadikan pola frekuensi. Sebuah aturan asosiatif dapat dinilai penting atau tidak dengan dua parameter: *support*, yang menunjukkan persentase kombinasi itemset dari total transaksi dalam *database*, dan *confidence*, yang menunjukkan seberapa kuat hubungan antar itemset dalam aturan asosiasi pada pola frekuensi.

2.5 Algoritma Frequent Pattern Growth

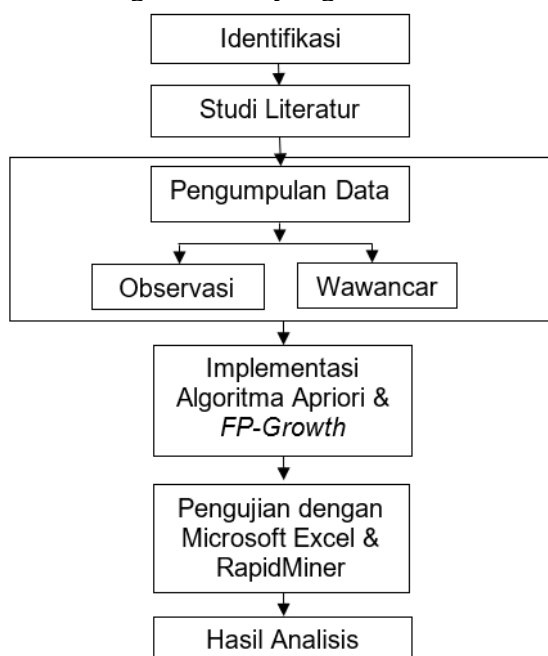
Frequent Pattern Growth (FP-Growth) adalah algoritma yang digunakan untuk menemukan himpunan data yang sering muncul (*frequent itemset*) dalam suatu kumpulan data. Algoritma ini dikenal karena penggunaan struktur data berupa pohon yang disebut *FP-Tree*. Dengan memanfaatkan *FP-Tree*, algoritma ini dapat mengekstrak *frequent itemset* secara langsung dari pohon tersebut. Proses penambangan *frequent itemset* dengan algoritma *FP-Growth* melibatkan pembuatan struktur data *FP-Tree* [25].

Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma Apriori dan memiliki keunggulan dalam mengatasi kelemahan yang terdapat pada algoritma Apriori. *FP-Growth* menyediakan alternatif untuk menemukan himpunan data yang sering

muncul tanpa perlu membentuk kandidat item, yang biasanya diperlukan oleh algoritma Apriori. Dengan memanfaatkan struktur data pohon dalam pencarian *frequent itemset*, *FP-Growth* dapat beroperasi lebih cepat dibandingkan algoritma Apriori [22]. *FP-Tree* dibentuk dengan memetakan setiap transaksi data ke jalur tertentu; semakin banyak transaksi yang memiliki item yang sama, semakin efektif pemetaan dalam *FP-Tree* [26].

III. METODE PENELITIAN

Gambar 1 menggambarkan tahapan metode penelitian, dimulai dari identifikasi masalah sebagai fokus utama. Selanjutnya, dilakukan studi literatur untuk memahami konteks. Setelah itu, data dikumpulkan, dan metode diimplementasikan. Tahap berikutnya adalah pengujian metode untuk mengevaluasi keefektifan, diikuti dengan analisis hasil. Akhirnya, kesimpulan ditarik berdasarkan temuan yang diperoleh, memberikan wawasan baru tentang masalah yang diidentifikasi.



Gambar 1. Alur Penelitian

3.1 Identifikasi Masalah

Persaingan bisnis yang ketat membuat pemilik toko harus memiliki strategi yang tepat untuk meningkatkan omzet penjualan. Proses pengolahan data di Toko Alwi Jaya saat ini masih belum optimal karena data transaksi yang tercatat hanya digunakan untuk keperluan arsip dan pengecekan keuntungan atau kerugian. Data transaksi dapat diolah kembali untuk menghasilkan informasi yang bermanfaat, misalnya untuk mengetahui pola

belanja konsumen. Pemilik toko dapat membuat keputusan yang tepat dengan mengetahui pola belanja konsumen, terkait persediaan barang dan penataan barang di rak-rak yang lebih sesuai dengan kecenderungan pembelian konsumen, sehingga dapat meningkatkan penjualan.

3.2 Studi Literatur

Tahap ini melibatkan pengumpulan berbagai referensi yang akan dijadikan acuan dari berbagai sumber. Bahan referensi mengenai *data mining*, khususnya tentang penerapan Algoritma Apriori dan *FP-Growth* dalam *Market Basket Analysis*, diambil dari buku, e-book, jurnal, paper, dan artikel yang relevan.

3.3 Pengumpulan Data

Pada tahapan ini akan dilakukan pengamatan langsung dan melakukan wawancara pada pemilik Toko Alwi Jaya serta mengumpulkan dataset yang terdiri dari 600 transaksi belanja di toko Alwi Jaya, Tenggara pada periode Februari 2023 hingga Maret 2023. Data transaksi yang digunakan dalam bentuk format CSV seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset Penelitian

TID	Barang yang dibeli
T1	Larutan K3, Larutan Badak, Sprite, Tepung
T2	Aqua, Yogurt Tea, Richeese Rolls, Nabati Hanzel
T3	Twistko, PaddlePop Banana, Piattos Sapi, Mie Sedap, Indomie Goreng, Boncabe
T4	Rokok Sampoerna, Fruit Tea, Ichitan Thai Milk Tea
T5	Teh Pucuk, Silverqueen, Walls Feast Double, Maitos Sambal Balado
T6	PaddlePop Shaky Shake, Yupi Gummy, Yupi Noodle, Thai Mango Coconut, Cornetto Straw Van, Rokok Sampoerna Avolution
T7	Mizone Lychee Lemon, Isoplus
T8	Dettol, Rokok La Menthol
T9	Beras Jempol, Susu Enaak, Indomilk Kids, Clevo Strawberry, Kinder Joy
T10	Rokok Djisamsoe, Rokok La Bold

3.4 Implementasi Algoritma Apriori

Penelitian ini menggunakan teknik *data mining association rule* dengan algoritma Apriori. Tahapan dalam algoritma Apriori pada *association rule* dimulai dengan transformasi data ke dalam bentuk tabel tabular. Selanjutnya, nilai minimal *support* dan minimal *confidence* ditentukan untuk mengidentifikasi kandidat 1-itemset dan 2-itemset. Setelah itu, itemset yang memiliki nilai di bawah minimum *support* dihapus. Jika tidak ada lagi item yang

dapat dikombinasikan, dilakukan perhitungan nilai *support* dan *confidence* untuk masing-masing F2 dan F3. Penentuan nilai minimum *confidence* juga dilakukan, di mana itemset yang kurang dari nilai tersebut dihapus, sehingga yang tersisa adalah itemset dengan *confidence* lebih dari minimum. Setelah nilai *support* dan *confidence* diperoleh untuk setiap kandidat, dilakukan perkalian antara keduanya untuk mendapatkan nilai *lift ratio*, yang menunjukkan kekuatan hubungan antara *antecedent* dan *consequent*. Aturan asosiasi final kemudian dipilih dari kandidat berdasarkan hasil perkalian tersebut, dengan aturan yang memiliki hasil tertinggi menjadi aturan asosiasi yang paling kuat dan relevan. Dalam algoritma Apriori, dua faktor penting yang dinilai adalah *support*, yang menunjukkan seberapa sering suatu itemset muncul dalam dataset, dan *confidence*, yang mengukur kepastian hubungan antara itemset tersebut.

3.5 Implementasi Algoritma FP-Growth

Pada algoritma *FP-Growth*, tahap awal melibatkan pembuatan *FP-Tree* dari data transaksi penjualan untuk mengekstrak struktur data dan mengidentifikasi *frequent itemset*. Analisis yang akurat mengenai kemiripan antar item barang menjadi tujuan utama dalam *data mining* untuk data transaksi penjualan. Proses untuk menentukan *frequent itemset* dalam data transaksi ini melibatkan beberapa langkah. Pertama, dilakukan pencarian frekuensi dan pengurutan berdasarkan prioritas frekuensi dari yang tertinggi hingga terendah. Selanjutnya, data disusun dalam format tabular dan nilai minimum *support* ditentukan. Setelah itu, *frequent itemset* ditetapkan, dan *FP-Tree* dibangun. Langkah berikutnya adalah menentukan *Conditional Pattern*, di mana *frequent itemset* dicari berdasarkan aturan asosiasi yang memenuhi nilai minimum *support* yang telah ditetapkan.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan pada bulan Februari sampai dengan bulan maret 2023. Total data yang berhasil dikumpulkan pada rentang waktu tersebut adalah sebanyak 600 transaksi pembelian. Tabel 2 adalah contoh data transaksi yang berhasil untuk dikumpulkan.

Tabel 2. Contoh Data Transaksi

No	Nama Barang	Jumlah
1	Lux 85g Velvettouch	2
2	Lux Botanical	4
3	Lifebouy 85g Coolfresh	2
4	Sunlight 460ml	1
5	Tb Creamy Latte 25g	1
6	Torabika 25g Jahe Susu	1
7	Pepsodent 120gr	1
8	Pepsodent Double Care	1
9	Pepsodent Family Triple Clean	2
10	Chacha Tsum Tsum	1
11	Yupi 15g Pizza	1
12	Chitato Lite Rasa Rumput Laut	1
13	Le Minerale 1500ml	1
...
1304	Sarimi Baso Sapi	2
1305	Sedap Soto	2

4.2. Pra-Proses Data

Data transaksi belanja yang telah dikumpulkan, diolah terlebih dahulu agar dapat mempermudah proses pengolahan data menggunakan Micorsoft Excel. Langkah pertama penelitian ini berfokus pada pengurangan data, yaitu mereduksi variabel-variabel yang tidak diperlukan. *Data reduction* dilakukan dengan menghapus kolom yang tidak digunakan dan melakukan nilai perubahan pada nilai variabel. Perubahan nilai variabel ini dilakukan dengan cara mengelompokkan item produk seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Contoh Hasil Pra-Proses Data

No	Kategori	Nama Barang
1	Air Mineral Botol	Air Mineral Bst, Air Mineral Cleo 220ml, Aqua 1500ml, Aqua 330ml, Aqua 600ml, Club 1500ml, Club 330ml, Le Minerale 330ml, Le Minerale 600ml, Nestle Purelife 1500ml, Nestle Purelife 600ml, Vit 1500ml, Vit 600ml
2	Alat Tulis Kantor (ATK)	Snowman Permanent Market
3	Bedak	Cussons Bpowder 100g Milk
4	Beras	Raja Lele 5kg, Beras Jempol 5kg
...
63	Yoghurt	Cimory Squeeze Yogurt Strawberry 120g, Cimory Blueberry 250ml, Cimory Fresh Milk Hazelnut, Cimory Squeeze Original 120g, Cimory Squeeze Yogurt Blueberry 120g , Cimory Tayo 125ml

No	Kategori	Nama Barang
		Stroberi, Cimory Uht Strawberry 125ml, Cimory Yogurt Drink Mangga, Mcgu2 320ml Stroberi, Squeeze Mango Sticky Rice

4.3. Implementasi Algoritma Apriori

Penerapan Algoritma Apriori digunakan untuk mengetahui pola pembelian konsumen. Langkah-langkah penerapan Algoritma Apriori terdapat 3 tahapan, sebagai berikut:

a) Menentukan Nilai *Minimum Support*

Nilai *minimum support* yang ditentukan yaitu 3%. Penentuan nilai *minimum support* ini ditentukan di awal penelitian sebagai batasan dari penelitian, sehingga item yang tidak memenuhi syarat akan dieliminasi. Daftar item yang sesuai dengan ketentuan *minimum support* disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Data Produk Sesuai Ketentuan

No	Kategori	Support Count	Support	Keterangan (Min Support Count 33)
1	Rokok	159	0,35	Memenuhi
2	Susu	75	0,17	Memenuhi
3	Snack	73	0,16	Memenuhi
4	Air Mineral Botol	57	0,13	Memenuhi
5	Biskuit	56	0,12	Memenuhi
6	Minuman Teh	54	0,12	Memenuhi
7	Mie Instan	49	0,11	Memenuhi
8	Es Krim	42	0,09	Memenuhi
9	Permen	38	0,08	Memenuhi
10	Wafer	34	0,08	Memenuhi

b) Nilai *Support* Kombinasi 2 Item

Hasil proses pembentukan C2 atau kombinasi 2 itemset dengan jumlah *minimum support* 3% disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai Kombinasi 2 Itemset

No	Kombinasi 2 Item	Count	Support	Keterangan (Min Support 3%)
1	Snack-Biskuit	18	3,99%	Memenuhi
2	Rokok-Air Mineral Botol	17	3,77%	Memenuhi
3	Rokok-Susu	16	3,55%	Memenuhi
4	Rokok-Minuman Teh	15	3,33%	Memenuhi
5	Susu-Snack	14	3,10%	Memenuhi
6	Biskuit-Wafer	14	3,10%	Memenuhi

c) Menentukan Nilai *Confidence*

Hubungan kombinasi antar item pada itemset dinyatakan dengan *confidence*, nilai *minimum confidence* yang sebelumnya ditentukan adalah 10%. Penentuan nilai *minimum confidence* ini ditentukan di awal penelitian sebagai batasan dari penelitian. Hasil perhitungan nilai *confidence* disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Nilai *Confidence* Algoritma Apriori

No	Rules	Confidence	Keterangan (Min Confidence 10%)
1	Jika membeli rokok, maka akan membeli susu	10,06%	Memenuhi
2	Jika membeli susu, maka akan membeli rokok	21,33%	Memenuhi
3	Jika membeli rokok, maka akan membeli minuman teh	9,43%	Tidak memenuhi
4	Jika membeli minuman teh, maka akan membeli rokok	27,78%	Memenuhi
5	Jika membeli rokok, maka akan membeli air mineral botol	10,69%	Memenuhi
6	Jika membeli air mineral botol, maka akan membeli rokok	29,82%	Memenuhi
7	Jika membeli susu, maka akan membeli snack	18,67%	Memenuhi
8	Jika membeli snack, maka akan membeli susu	19,18%	Memenuhi
9	Jika membeli snack, maka akan membeli biskuit	24,66%	Memenuhi
10	Jika membeli biskuit, maka akan membeli snack	32,14%	Memenuhi
11	Jika membeli biskuit, maka akan membeli wafer	25,00%	Memenuhi
12	Jika membeli wafer, maka akan membeli biskuit	41,18%	Memenuhi

Tabel 6 merupakan tabel nilai *confidence* dari kombinasi 2 itemset. Contoh perhitungan kombinasi 2 itemset untuk *rule* pertama yaitu "Jika membeli rokok, maka akan membeli susu", dilakukan dengan jumlah transaksi dari kombinasi 2 itemset rokok dan susu yaitu sejumlah 15 transaksi dengan jumlah transaksi dari rokok sejumlah 159 transaksi. Hasil perhitungan nilai *confidence* dari perhitungan kombinasi 2 itemset untuk *rule* pertama yaitu senilai 10,06%. Berdasarkan Tabel 6, total dari 12, 11 *rules* memenuhi nilai *minimum confidence* 10%, dan 1 *rules* tidak memenuhi nilai *minimum confidence*.

4.4. Implementasi Algoritma FP-Growth

Penerapan Algoritma *FP-Growth* digunakan untuk mengidentifikasi kombinasi produk yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam kumpulan data transaksi belanja. Langkah-langkah dalam penerapan

Algoritma *FP-Growth* dimulai dengan menentukan nilai *minimum support*, yang ditetapkan sebesar 3%. Selanjutnya, item yang terpilih disusun dalam bentuk tabular, dan prioritas kategori diurutkan berdasarkan nilai *minimum support* tersebut. Setelah itu, dibuatlah *FP-Tree* yang mencerminkan struktur data dari transaksi. Kemudian, langkah berikutnya adalah membuat *Conditional Pattern* dan menentukan *frequent itemset* yang relevan. Terakhir, nilai *confidence* dihitung untuk mengevaluasi kekuatan hubungan antar item dalam *frequent itemset* yang telah diidentifikasi. Berdasarkan hasil perhitungan yang telah dilakukan berikut diberikan hasil akhir dari nilai *confident* dengan algoritma *FP-Growth* pada Tabel 7.

Tabel 7. Nilai Confidence Algoritma FP-Growth

Kombinasi 1-2	2 (Dalam bentuk %)							
	A	B	C	G	E	F	I	
1	A	100	10,06	3,77	11,95	4,40	8,18	0,63
	B	21,33	100	18,67	9,33	16,00	6,67	10,67
	C	8,22	19,18	100	6,85	24,66	8,22	9,59
	G	33,33	12,28	8,77	100	12,28	19,30	12,28
	E	12,50	21,43	32,14	12,50	100	8,93	28,57
	F	24,07	9,26	11,11	20,37	9,26	100	1,85
	I	2,94	23,53	20,59	20,59	47,06	2,94	100

Keterangan warna:

- *Lift ratio* 1 *itemset*
 - Valid. *Lift ratio* kombinasi 2 *itemset* memenuhi *minimum confidence* 10%, memenuhi *minimum support* 3%, dan *lift ratio* > 1
 - Tidak valid. *Lift ratio* kombinasi 2 *itemset* tidak memenuhi *minimum confidence* 10%
 - Tidak valid. *Lift ratio* < 1
- Lift ratio* yang *confidence* kombinasi 2 *itemset*-nya tidak memenuhi *minimum support* 3%

4.5. Perbandingan Algoritma Apriori dan FP-Growth

Tahap perbandingan Algoritma Apriori dan *FP-Growth* dilakukan dengan membandingkan aturan yang terbentuk beserta nilai *confidence*-nya dari masing-masing algoritma. Perbandingan kedua algoritma ini disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth

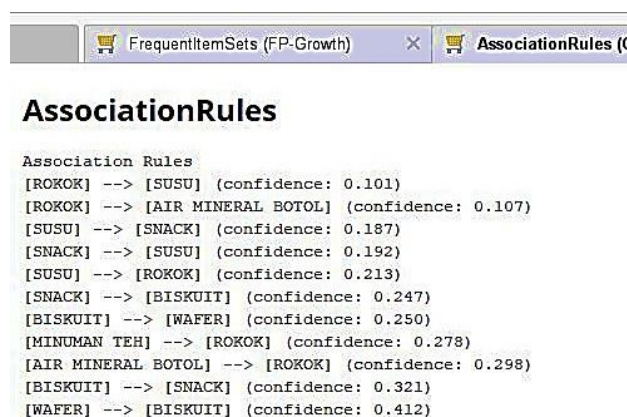
No	Rules	Algoritma Apriori			Algoritma FP-Growth		
		Confidence	BC	Lift Ratio	Confidence	BC	Lift Ratio
1	Jika membeli rokok, maka akan membeli susu	10,06%	0,17	0,61	10,06%	0,17	0,61
2	Jika membeli susu, maka akan membeli rokok	21,33%	0,35	0,61	21,33%	0,35	0,61
3	Jika membeli rokok, maka akan membeli minuman teh	9,43%	0,12	0,79	9,43%	0,12	0,79
4	Jika membeli minuman teh, maka akan membeli rokok	27,78%	0,35	0,79	27,78%	0,35	0,79
5	Jika membeli rokok, maka akan membeli air mineral botol	10,69%	0,13	0,85	11,95%	0,13	0,95
6	Jika membeli air mineral botol, maka akan membeli rokok	29,82%	0,35	0,85	33,33%	0,35	0,95
7	Jika membeli susu, maka akan membeli snack	18,67%	0,16	1,15	18,67%	0,16	1,15
8	Jika membeli snack, maka akan membeli susu	19,18%	0,17	1,15	19,18%	0,17	1,15
9	Jika membeli snack, maka akan membeli biskuit	24,66%	0,12	1,99	24,66%	0,12	1,99
10	Jika membeli biskuit, maka akan membeli snack	32,14%	0,16	1,99	32,14%	0,16	1,99
11	Jika membeli biskuit, maka akan membeli wafer	25,00%	0,08	3,32	28,57%	0,08	3,79
12	Jika membeli wafer, maka akan membeli biskuit	41,18%	0,12	3,32	47,06%	0,12	3,79

Berdasarkan hasil perbandingan yang disajikan pada Tabel 8, dapat dilihat bahwa perhitungan *lift ratio* dari 12 aturan asosiasi yang memiliki nilai > 1 didapatkan oleh Algoritma *FP-Growth*, sehingga kekuatan aturan asosiasi yang dihasilkan oleh Algoritma *FP-Growth* lebih kuat jika dibandingkan dengan Algoritma Apriori. Hal ini dipengaruhi oleh nilai *confidence* yang dihasilkan Algoritma *FP-Growth* lebih besar dibandingkan dengan Algoritma Apriori, meskipun nilai *support* dari item kedua yang terbentuk pada aturan

asosiasi (*benchmark confidence*) bernilai sama.

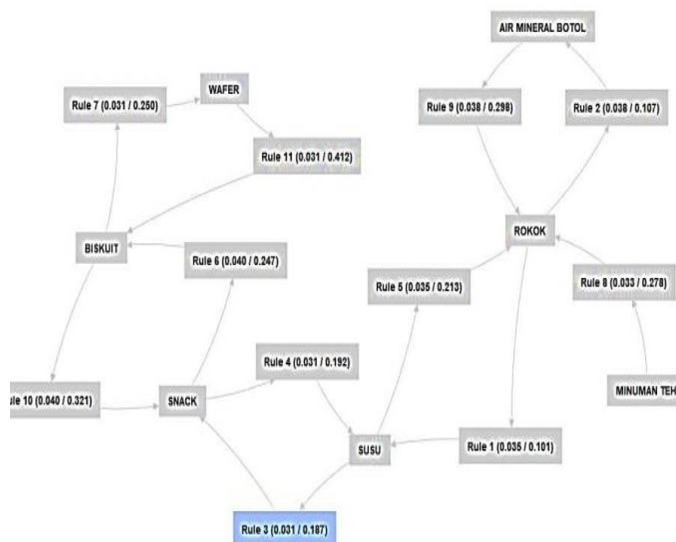
Nilai *confidence* dari beberapa aturan pada Algoritma *FP-Growth* lebih besar dibandingkan dengan nilai *confidence* Algoritma Apriori. Nilai *confidence* dari Algoritma Apriori dan Algoritma *FP-Growth* ini memiliki perbedaan karena adanya perbedaan tahap penentuan jumlah transaksi dari kedua algoritma. Jumlah transaksi pada Algoritma Apriori dilakukan dengan menghitung kombinasi yang terbentuk pada masing-masing transaksi sedangkan perhitungan jumlah transaksi Algoritma *FP-Growth* dilakukan dengan menghitung seluruh jumlah kombinasi yang terbentuk dari *FP-Tree*. Perbedaan cara dalam menentukan jumlah transaksi inilah yang membuat adanya selisih nilai *confidence* antara Algoritma Apriori dan Algoritma *FP-Growth*.

Algoritma *FP-Growth* menghasilkan aturan asosiasi yang memiliki nilai *lift ratio* > 1 dan lebih tinggi dibanding Algoritma Apriori, yaitu pada aturan “Jika membeli wafer, maka akan membeli biskuit”, “Jika membeli biskuit, maka akan membeli wafer”. Berdasarkan perbandingan tersebut, maka diketahui bahwa aturan asosiasi tertinggi didapatkan oleh Algoritma *FP-Growth* yang dilihat dari nilai *confidence* tertinggi dan *lift ratio* > 1. Hasil perhitungan dan aturan asosiasi yang didapatkan menggunakan aplikasi RapidMiner disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Aturan Asosiasi RapidMiner

Gambar 2 merupakan aturan asosiasi yang didapatkan dari penggunaan RapidMiner. Aturan asosiasi yang didapatkan menghasilkan grafik aturan asosiasi yang disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Aturan Asosiasi RapidMiner

Grafik aturan asosiasi yang disajikan pada Gambar 3 didapatkan dari penggunaan RapidMiner, memiliki nilai *confidence* tertinggi pertama yaitu jika membeli wafer, maka akan membeli biskuit dengan nilai *support* 0,033 atau 3,3% dan nilai *confidence* 0,429 atau 42,9%. Nilai *confidence* tertinggi kedua terdapat pada aturan jika membeli biskuit, maka akan membeli wafer dengan nilai *support* 0,042 atau 4,2% dan nilai *confidence* 0,333 atau 33,3%.

Berdasarkan perhitungan menggunakan aplikasi RapidMiner, dapat diketahui bahwa hasil perhitungan Algoritma Apriori dan Algoritma *FP-Growth* mendapatkan aturan asosiasi yang sama dengan hasil perhitungan menggunakan RapidMiner yang memenuhi *minimum confidence* 10%. Analisis perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma *FP-Growth* dilakukan dengan melihat hasil perhitungan nilai kekuatan dari aturan asosiasi yang terbentuk dari kedua algoritma. Berdasarkan Tabel 8, maka diketahui bahwa nilai *lift ratio* dari Algoritma *FP-Growth* lebih besar jika dibandingkan dengan Algoritma Apriori, yang berarti bahwa kekuatan aturan asosiasi pada Algoritma *FP-Growth* lebih kuat jika dibandingkan dengan Algoritma Apriori. Berdasarkan Tabel 8, terlihat bahwa aturan asosiasi yang memiliki nilai *confidence* tertinggi dan memiliki *lift ratio* > 1 didapatkan oleh Algoritma *FP-Growth* yang ditemukan pada aturan “Jika membeli wafer, maka akan membeli biskuit”, “Jika membeli biskuit, maka akan membeli wafer”, “Jika membeli biskuit, maka akan membeli snack”, “Jika membeli

snack, maka akan membeli biskuit”, “Jika membeli snack, maka akan membeli susu”, “Jika membeli susu, maka akan membeli snack”. Berdasarkan hasil perbandingan dari kedua algoritma, maka algoritma terbaik untuk mendapatkan aturan asosiasi berupa pola pembelian pada Toko Alwi Jaya Tenggara adalah Algoritma *FP-Growth*.

V. PENUTUP

Berdasarkan hasil analisis perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma *FP-Growth* pada Toko Alwi Jaya Tenggara, dapat disimpulkan bahwa Algoritma *FP-Growth* dapat dinyatakan sebagai Algoritma terbaik dalam menentukan pola pembelian konsumen pada kasus di Toko Alwi Jaya, Tenggara karena menghasilkan nilai *confidence* 47,06% dan *lift ratio* 3,79 lebih besar dibanding Algoritma Apriori dengan nilai *confidence* 41,18% dan *lift ratio* 3,32. Berdasarkan aturan asosiasi yang terbaik yaitu Algoritma *FP-Growth*, maka akan memudahkan penentuan strategi pemasaran produk yang tepat dengan meletakkan beberapa kategori produk secara berdekatan sesuai dengan prioritas secara berturut-turut yaitu Wafer-Biskuit, Biskuit-Snack, Snack-Susu. Kombinasi dengan nilai *confidence* tertinggi yang didapatkan menggunakan Algoritma *FP-Growth* dimiliki oleh *rule* “Jika membeli wafer, maka akan membeli biskuit” dengan nilai sebesar 47,06%, sedangkan nilai *support* sebesar 3,10% dan *lift ratio* 3,79.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Sundari and A. Y. Syaikhudin, *Manajemen ritel (Teori dan strategi dalam bisnis ritel)*. Academia Publication, 2021.
- [2] E. Elisa, “Market Basket Analysis Pada Mini Market Ayu Dengan Algoritma Apriori,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 2, no. 2, pp. 472–478, 2018.
- [3] I. R. Munthe and A. P. Juledi, “Implementasi Data Mining Algoritma Apriori untuk Meningkatkan Penjualan,” *J. Tek. Inform. UNIKA St. Thomas*, vol. 6, no. 1, pp. 188–197, 2021.
- [4] W. D. Ramadana, N. Satyahadewi, and H. Perdana, “Penerapan Market Basket Analysis Pada Pola Pembelian Barang,” *Bul. Ilm. Math. Stat. dan Ter.*, vol. 11, no. 3, pp. 431–438, 2022.
- [5] E. M. Sangadji, *Salesmanship (kepenjualan)*. Bumi Aksara, 2022.
- [6] A. Lewis, M. Zarlis, and Z. Situmorang, “Penerapan Data Mining Menggunakan Task Market Basket Analysis Pada Transaksi Penjualan Barang di Ab Mart dengan Algoritma Apriori,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 2, pp. 676–681, 2021.
- [7] J. R. Gumilang, “Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Penjualan Konter Berbasis Web,” *J. Inform. Dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 1, no. 2, pp. 226–233, 2020.
- [8] I. A. Ashari, A. Wirasto, D. N. Triwibowo, and P. Purwono, “Implementasi Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori untuk Analisis Pendapatan Usaha Retail,” *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 21, no. 3, pp. 701–709, 2022.
- [9] D. Rusdianto and L. Zaelani, “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Mengetahui Pola Peminjaman Buku di Perpustakaan Universitas Bale Bandung,” *J-SIKA| J. Sist. Inf. Karya Anak Bangsa*, vol. 2, no. 02, pp. 1–10, 2020.
- [10] K. M. R. A. Utama, R. Umar, and A. Yudhana, “Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Penentuan Pola Pembelian Transaksi Penjualan Pada Toko Kgs Rizky Motor,” *Dinamik*, vol. 25, no. 1, pp. 20–28, 2020.
- [11] D. Anggraini, S. A. Putri, and L. A. Utami, “Implementasi Algoritma Apriori Dalam Menentukan Penjualan Mobil Yang Paling Diminati Pada Honda Permata Serpong,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 4, no. 2, pp. 302–308, 2020.
- [12] M. Syahrir and F. Fatimatuzzahra, “Association Rule Integrasi Pendekatan Metode Custom Hashing dan Data Partitioning untuk Mempercepat Proses Pencarian Frekuensi Item-set pada Algoritma Apriori,” *Matrik J. Manajemen, Tek. Inform. Dan Rekayasa Komput.*, vol. 20, no. 1, pp. 149–158, 2020.
- [13] M. A. M. Afdal and M. Rosadi, “Penerapan association rule mining untuk analisis penempatan tata letak buku di perpustakaan menggunakan algoritma apriori,” *J. Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 99–108, 2019.
- [14] B. G. Sudarsono, M. I. Leo, A. Santoso, and F. Hendrawan, “Analisis Data Mining Data Netflix Menggunakan Aplikasi Rapid

- Miner,” *JBASE-Journal Bus. Audit Inf. Syst.*, vol. 4, no. 1, 2021.
- [15] A. Damuri, U. Riyanto, H. Rusdianto, and M. Aminudin, “Implementasi Data Mining dengan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Kelayakan Penerima Bantuan Sembako,” *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 8, no. 6, pp. 219–225, 2021.
- [16] Z. Setiawan *et al.*, *Buku Ajar Data Mining*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2023.
- [17] E. Umar, D. Manongga, and A. Iriani, “Market Basket Analysis Menggunakan Association Rule dan Algoritma Apriori Pada Produk Penjualan Mitra Swalayan Salatiga,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 3, pp. 1367–1377, 2022.
- [18] I. Qoniah and A. T. Priandika, “Analisis Market Basket Untuk Menentukan Asosiasi Rule Dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Tb. Menara),” *J. Teknol. Dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 26–33, 2020.
- [19] H. Indriyawati and T. Winarti, “Pemodelan data mining pola kelayakan kemampuan lulusan dengan kebutuhan stakeholder menggunakan algoritma apriori,” *JITSI J. Ilm. Teknol. Sist. Inf.*, vol. 2, no. 3, pp. 78–84, 2021.
- [20] F. Panjaitan, A. Surahman, and T. D. Rosmalasari, “Analisis Market Basket Dengan Algoritma Hash-Based Pada Transaksi Penjualan (Studi Kasus: Tb. Menara),” *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 111–119, 2020.
- [21] B. Umayah and F. Kurniawan, “Analisa Perilaku Konsumen Melalui Data Transaksi Berbasis Pendekatan Market Basket Analysis,” *Sains, Apl. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 30–35, 2019.
- [22] F. Harahap, N. E. Saragih, E. D. P. Situmeang, E. Tuti, E. Ginting, and W. Fahrozi, “Implementasi Data Mining dalam Memprediksi Stok Herbal menggunakan Algoritma Apriori,” *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 6, no. 2, pp. 1159–1165, 2022.
- [23] A. Prasetyo, R. Sastra, and N. Musyaffa, “Implementasi Data Mining Untuk Analisis Data Penjualan Dengan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus Dapoerin’s),” *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. 8, no. 2, 2020.
- [24] A. R. Riszky and M. Sadikin, “Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan,” *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 7, no. 3, pp. 103–108, 2019.
- [25] I. Astrina, M. Z. Arifin, and U. Pujiyanto, “Penerapan algoritma FP-Growth dalam penentuan pola pembelian konsumen pada kain tenun Medali Mas,” *Matrix J. Manaj. Teknol. Dan Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 32–40, 2019.
- [26] L. Hernando, “Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Untuk Analisa Perbandingan Data Penjualan Leptop Berdasarkan Merk Yang Diminati Konsumen (Studi Kasus: Indocomputer Payakumbuh),” *J-Clik J. Sist. Inf. Dan Manaj. Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–17, 2019.