

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Data Mining

Data Mining merupakan proses yang memanfaatkan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstrak dan mengidentifikasi informasi serta pengetahuan yang berguna dari berbagai database besar. Terdapat beberapa istilah lain yang memiliki makna sama dengan data mining, yaitu *Knowledge Discovery in Database (KDD)*, ekstraksi pengetahuan (*knowledge extraction*), dan analisis data kecerdasan bisnis (*business intelligence*), yang sangat penting untuk kepentingan bisnis (Sari et al., 2022).

Data mining memiliki fungsi penting dalam membantu memperoleh informasi yang berguna dan meningkatkan pengetahuan bagi pengguna. Secara umum, terdapat empat fungsi dasar data mining, yaitu:

1. Fungsi Prediksi (*prediction*). Proses untuk mengetahui pola dari data dengan menggunakan beberapa variabel untuk memprediksi variabel lain yang jenis atau nilainya belum diketahui.
2. Fungsi Deskripsi (*description*). Proses untuk mengidentifikasi karakteristik penting dari data dalam suatu basis data.
3. Fungsi Klasifikasi (*classification*). Klasifikasi adalah proses dalam menentukan model atau fungsi yang menggambarkan kelas atau konsep dari suatu data. Proses ini berfungsi untuk menggambarkan data yang penting dan memprediksi kecenderungan data di masa depan.

4. Fungsi Asosiasi (*association*). Proses ini digunakan untuk menemukan suatu hubungan yang terdapat pada nilai atribut dari sekumpulan data (Sugiyarta et al., 2024).

2.2 Obat

Menurut pustaka Ansel tahun 1985, obat adalah zat yang digunakan untuk diagnosis, mengurangi rasa sakit serta mengobati atau mencegah penyakit pada manusia dan hewan. Penggunaan obat harus dilakukan dengan tepat untuk mencegah efek samping yang mungkin merugikan setelah penggunaannya. Terdapat 5 (lima) golongan obat di Indonesia, antara lain:

1. Obat bebas adalah jenis obat yang dapat dibeli tanpa memerlukan resep dari dokter. Obat bebas, memiliki logo khusus yaitu lingkaran hijau dengan garis tepi hitam. Obat ini tersedia di apotek, toko obat berizin, puskesmas, dan rumah sakit. Salah satu obat yang termasuk obat bebas yaitu vitamin dan mineral.
2. Obat bebas terbatas adalah jenis obat yang dapat dibeli tanpa memerlukan resep dokter, tetapi dalam penggunaannya harus memperhatikan peringatan khusus. Obat bebas terbatas memiliki logo khusus berupa lingkaran biru dengan garis tepi hitam. Obat ini tersedia di apotek, toko obat berizin, puskesmas, dan rumah sakit. Salah satu obat yang termasuk obat bebas terbatas yaitu obat anti alergi.
3. Obat keras adalah jenis obat yang hanya dapat dibeli dengan resep dokter. Obat keras dan obat psikotropika memiliki logo yang sama, yaitu lingkaran

merah dengan huruf K. Obat ini tersedia di apotek, puskesmas, dan rumah sakit.

4. Obat narkotika adalah jenis obat yang hanya dapat dibeli dengan resep dokter dan berpotensi menyebabkan ketergantungan. Obat ini tersedia di apotek dan rumah sakit. Salah satu obat yang termasuk obat narkotika yaitu obat anti nyeri pada penderita kanker (Sarasmita, 2020).

2.3 Market Basket Analysis

Market Basket Analysis atau *Association rules* merupakan salah satu metode data mining yang memiliki tujuan dalam mencari sekumpulan item yang dikatakan sering muncul dalam waktu bersamaan. Pada umumnya metode ini sering dianalogikan dengan bentuk keranjang belanjaan (Isa, 2022). *Market Basket Analysis* merupakan analisis yang digunakan untuk mengamati pola perilaku konsumen secara spesifik dalam suatu golongan tertentu. *Market Basket Analysis* dimanfaatkan sebagai langkah awal untuk mengekstrak Informasi dari suatu transaksi. Implementasi *Market Basket Analysis* banyak digunakan di perusahaan-perusahaan. Perusahaan dapat mengetahui informasi tentang produk apa yang terjual (*what*), produk apa saja (*which*) yang terjual bersamaan dan berpeluang untuk ditingkatkan, segmen yang membeli suatu produk (*who*), dan alasan pelanggan melakukan suatu pembelian (*why*) (Werdiningsih, 2022). *Market Basket Analysis* khususnya dalam bidang bisnis dan pemasaran, adalah metode analisis yang digunakan untuk mengidentifikasi pola belanja konsumen yang meletakkan lebih dari satu barang dalam keranjang belanja dan membelinya secara bersamaan. Dengan menggunakan *Market Basket Analysis*, data transaksi barang yang dibeli

oleh konsumen dapat memberikan informasi mengenai hubungan antara satu barang dan barang lain yang dibeli dalam transaksi, termasuk pola hubungan yang sebelumnya tidak diketahui. Hasil analisis ini memberikan wawasan mengenai pola belanja konsumen, khususnya dalam mengidentifikasi kelompok barang yang sering dibeli bersamaan serta barang yang jarang dibeli bersama. Frekuensi kemunculan kombinasi item dalam data transaksi dikenal sebagai *Frequent Patterns* atau *Frequent Itemsets* (Yunardi, 2022).

2.4 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah teknik *data mining* yang digunakan untuk menemukan aturan asosiatif dalam suatu kombinasi item berdasarkan berbagai faktor. Salah satu tahap dalam analisis asosiasi ini dikenal sebagai high frequent pattern mining, yang berfokus pada identifikasi pola dengan frekuensi tinggi dalam dataset. Dengan menghasilkan kandidat item secara bertahap, yang kemudian digunakan untuk membentuk pola dengan frekuensi tinggi. Penting tidaknya suatu aturan asosiatif, dapat diketahui dari dua parameter, antara lain support (nilai penunjang) yaitu persentase kombinasi itemset dari transaksi dalam database dan *confidence* (nilai kepastian) yaitu persentase kuatnya hubungan antar itemset dalam aturan asosiasi pada pola frekuensi. Algoritma Apriori didasarkan pada beberapa konsep dasar yang penting untuk memahami prinsip kerjanya. Konsep-konsep ini antara lain:

1. Itemset adalah kumpulan item atau entitas yang muncul bersama dalam suatu transaksi atau peristiwa. Dalam algoritma Apriori, itemset dapat

berupa kombinasi dari satu atau lebih item yang dianalisis untuk menemukan pola yang sering muncul, seperti {A}, {B}, {C}, atau kombinasi item yang lebih kompleks, seperti {A, B}, {B, C}, {A, B, C}. Itemset menjadi dasar dalam analisis asosiasi karena tujuan utama dari proses ini adalah mengidentifikasi hubungan antara item yang sering muncul bersamaan dalam suatu dataset.

Support mengukur frekuensi kemunculan suatu itemset dalam kumpulan data transaksi. Dalam algoritma Apriori, *support* dinyatakan sebagai persentase atau fraksi dari total transaksi yang mengandung itemset tersebut. Nilai *support* mencerminkan seberapa populer atau umum suatu itemset dalam dataset. Itemset dengan *support* tinggi cenderung lebih penting atau menarik dalam analisis asosiasi karena kemunculannya yang konsisten dalam data. Rumus untuk menghitung *support* 1 item seperti pada persamaan (1).

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

Sedangkan nilai *support* dari 2 item diperoleh menggunakan persamaan (2).

$$Support(A \cap B) = \frac{\Sigma \text{Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\Sigma \text{Total transaksi}} \quad (2)$$

2. *Confidence* mengukur seberapa sering suatu aturan asosiasi antara dua itemset terbukti benar. Aturan asosiasi terdiri dari dua bagian: antecedent (syarat awal) dan consequent (hasil). *Confidence* dihitung sebagai

persentase atau fraksi transaksi yang mengandung *antecedent* dan juga *consequent*. Nilai ini memberikan indikasi seberapa kuat hubungan antara *antecedent* dan *consequent*. Semakin tinggi *confidence*, semakin kuat hubungan antara kedua itemset tersebut. Rumus untuk menghitung *confidence* seperti pada persamaan (3) dan (4).

$$Confidence = P(B | A) \quad (3)$$

$$Confidence = \frac{\Sigma \text{Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\Sigma \text{Total transaksi mengandung } A} \quad (4)$$

3. Aturan Asosiasi adalah pernyataan logika yang menghubungkan antara itemset antecedent dengan itemset consequent. Aturan asosiasi dinyatakan dalam bentuk “Jika A, maka B” atau “Jika {A}, maka {B}”. Aturan ini mengungkapkan hubungan korelasi atau kecenderungan antara itemset berdasarkan analisis data. Aturan asosiasi dapat memberikan lagi kandidat itemset baru yang memenuhi persyaratan. Setelah iterasi selesai, itemset yang memenuhi *support* minimum akan diidentifikasi sebagai itemset yang sering muncul dalam data transaksi.
4. *Lift Ratio* adalah suatu ukuran untuk mengetahui kekuatan aturan asosiasi (*association rules*) yang telah terbentuk. Nilai *Lift ratio* digunakan sebagai penentu apakah aturan asosiasi valid atau tidak valid. Rumus untuk menghitung *Lift ratio* seperti pada persamaan (5).

$$LiftRatio = \frac{Confidence(A,B)}{Benchmark\ Confidence} \quad (5)$$

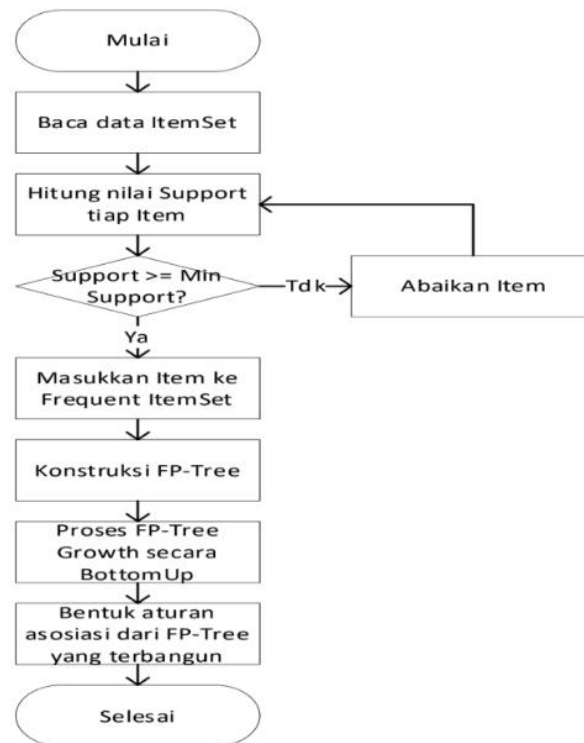
Untuk mendapatkan nilai *benchmark confidence* dapat dihitung menggunakan persamaan (6).

$$Benchmark\ Confidence = \frac{Nc}{N} \quad (6)$$

Nc merupakan jumlah transaksi dengan item yang menjadi *consequent*, sedangkan N merupakan jumlah transaksi basis data.

2.5 Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth telah dikenal luas oleh berbagai latar belakang lingkungan pekerjaan, seperti lingkungan teknologi informasi, industri, dan bisnis. Dengan menggunakan FP-Tree, algoritma FP-Growth dapat mengekstrak itemset yang diperoleh secara cepat dan praktis. Algoritma ini pertama kali diperkenalkan pada tahun 2000 oleh Jiawei Han, Jian Pei, dan Yiwen Yin dari Universitas Simon Fraser di Kanada. Penelitian mereka didokumentasikan dalam makalah berjudul “*Mining Frequent Patterns Without Candidate Generation*”. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa FP-Growth adalah metode yang efisien dan fleksibel dalam menemukan *long frequent patterns* maupun *short frequent patterns*. Selain itu, FP-Growth terbukti lebih cepat dibandingkan algoritma Apriori dan berbagai metode *frequent pattern mining* yang ada pada saat itu (Huda, 2019).



Gambar 2.1 Digram alur Algoritma FP-Growth

Pada Gambar 2.1 merupakan alur proses Algoritma FP-Growth (Frequent Pattern Growth) yang dirancang untuk mengatasi masalah skalabilitas dari algoritma Apriori. Pendekatan dalam algoritma ini melibatkan pembangunan struktur data yang ringkas, dikenal sebagai FP-Tree, untuk mendukung proses penambangan pola asosiasi secara efisien. Berikut adalah langkah-langkah dalam algoritma FP-Growth:

1. Membangun FP-Tree: Melakukan pemindaian dataset untuk menghitung frekuensi setiap item, kemudian menggunakan informasi tersebut untuk membentuk struktur FP-Tree.

2. Penambangan Pola Berulang (*Frequent Patterns*): Dimulai dari item dengan frekuensi terendah, kemudian dilakukan proses penambangan *Frequent Patterns* secara rekursif dengan mengeksplorasi struktur FP-Tree.
3. Menghasilkan Aturan Asosiasi: Seperti pada algoritma Apriori, aturan asosiasi dihasilkan dari *Frequent Patterns*, kemudian nilai *Confidence* dihitung untuk menentukan hubungan antar itemset.

Pendekatan ini memiliki beberapa keuntungan, terutama dalam hal efisiensi yang lebih tinggi dibandingkan algoritma Apriori. FP-Growth sangat cocok untuk dataset berukuran besar karena menghilangkan kebutuhan untuk melakukan proses berulang pada seluruh dataset. Namun, kelemahannya terletak pada penggunaan memori yang cukup besar untuk menyimpan FP-Tree, yang bisa menjadi kendala saat menangani dataset yang sangat besar (Setiawan, 2023).

2.6 Algoritma Hash Based

Algoritma Hash Based merupakan algoritma yang digunakan untuk menemukan pola kombinasi dari beberapa alternatif dengan kriteria atau atribut yang dijadikan sebagai pembanding dengan perhitungan menggunakan teknik penyaringan sehingga dapat menghasilkan suatu pola kombinasi itemset. Algoritma ini merupakan pengembangan dari algoritma Apriori, sehingga memiliki fungsi yang sama dengan algoritma Apriori. Pola kombinasi yang diperoleh dari pengelolaan data transaksi yang telah dilakukan dalam penjualan berbagai itemset sebelumnya. Menurut Panjaitan (2020), Algoritma Hash Based mengurangi jumlah itemset yang tidak digunakan pada awal iterasi. Algoritma ini menggunakan teknik

hashing dalam menemukan itemset selanjutnya. Dalam melakukan pengurangan ukuran dengan menggunakan *hash function* pada iterasi dua dan tiga. Algoritma Hash Based terdiri dari tiga bagian utama, yang masing-masingnya memiliki fungsi berbeda, diantaranya (Royzen et al., 2024) :

1. Bagian pertama menghasilkan kandidat 1-itemset (C_1) dan *large* 1-itemset (L_1) dari basis data. Dalam membentuk kandidat 1-itemset, seluruh transaksi ditelusuri untuk menghitung *support count* dari itemset ini. Pada tahap ini *hash tree* untuk C_1 bertujuan untuk mengefisienkan perhitungan *support count*. Selain itu, algoritma ini juga akan membangun *hash table* (dengan fungsi *hash*) untuk 2-itemset yang berguna untuk mengurangi jumlah kandidat 2-itemset C_2 .
2. Bagian kedua, kumpulan kandidat itemset C_k dibangkitkan berdasarkan *hash table* yang telah dibuat pada iterasi sebelumnya. Selanjutnya, menentukan *large itemset* L_k dan mengurangi ukuran basis data untuk pembangkitan itemset selanjutnya. Bagian ini terdiri dari dua fase. Dimana pada fase pertama melakukan pembangkitan kandidat k -itemset berdasarkan *hash table*.
3. Bagian ketiga memiliki proses yang sama seperti bagian kedua tetapi tidak menggunakan *hash table*. Sehingga metode yang digunakan mirip dengan algoritma apriori. Bagian kedua terus dilakukan selama nilai *hash bucket* lebih besar dari minimum support. Setelah batasan ini terlewati, algoritma Hash Based diganti dengan algoritma Apriori. Rumus *hash table* (*hash bucket*) seperti pada persamaan (7).

$$H(X,Y) = [(order\ of\ X) * penambahan\ ctr\ hash\ table + (order\ of\ y)]\ mod\ prima \quad (7)$$

Keterangan:

Order of X = perwakilan nilai X

Penambahan *ctr hash table* = nilai modulus bilangan prima, apabila terjadi *collision* nilai tersebut ditambah 1 (+1) sampai tidak terjadi *collision*.

Order of Y = Perwakilan nilai Y

Prima = bilangan prima yang terdekat dan yang lebih besar dari jumlah kombinasi 2-itemset (C2).

2.7 Google Colab

Google Colab adalah salah satu produk dari Google yang berbasis Cloud. Dirancang untuk mendukung dalam mempelajari pengembangan aplikasi perangkat lunak yang mempunyai kemampuan kecerdasan buatan (AI). Google Colab merupakan platform yang mendukung kolaborasi antara menulis teks dan mengeksekusi coding secara bersamaan. Google Colab juga dilengkapi dengan fitur sharing atau berbagi yang memungkinkan pengguna berkolaborasi dengan rekan/tim untuk menyelesaikan suatu pekerjaan (Gunawan, 2022). Google Colab dirancang khusus untuk peneliti dan programmer yang mengalami kesulitan mendapatkan akses ke komputer dengan spesifikasi tinggi. Dengan menggunakan aplikasi Google Colab tidak memerlukan sarana komputasi yang canggih dan mahal. Selain itu, kita tidak perlu menginstal aplikasi perangkat lunak yang

kompleks. Kita hanya perlu akses internet dan perambah (browser) untuk belajar teknologi pendukung Revolusi Industri 4.0 (Wicaksono, 2019).

2.8 Python

Python adalah bahasa pemrograman yang berfokus pada tingkat keterbacaan kode, Python menggabungkan kapabilitas, kemampuan, dengan sintaksis kode yang sangat jelas, dan dilengkapi dengan fungsionalitas pustaka standar yang besar serta komprehensif. Python mendukung multi paradigma pemrograman, terutama pada pemrograman berorientasi objek, pemrograman imperatif, dan pemrograman fungsional. Salah satu fitur yang tersedia pada python adalah sebagai bahasa pemrograman dinamis. Python adalah sebuah bahasa pemrograman dinamis yang sering digunakan dalam pengembangan aplikasi pada berbagai domain. Dilengkapi dengan manajemen memori otomatis, hal ini memungkinkan suatu program ditulis dalam beberapa pendekatan sekaligus (Maesaroh, 2024). Seperti halnya pada bahasa pemrograman dinamis lainnya, python umumnya digunakan sebagai bahasa skrip meski pada praktiknya penggunaan bahasa ini lebih luas mencakup konteks pemanfaatan yang umumnya tidak dilakukan menggunakan bahasa skrip. Python dapat digunakan untuk berbagai keperluan pengembangan perangkat lunak dan dapat berjalan di berbagai platform sistem operasi (Supardi, 2020).

2.9 Penelitian Terkait

Penelitian terkait adalah proses membaca dan memahami penelitian sebelumnya yang relevan dengan penelitian yang dilakukan. Beberapa algoritma yang digunakan adalah algoritma Apriori, Fp-Growth, dan Hash-Based.

2.9.1 State of The Art

Pada Tabel 2.1 merupakan kumpulan hasil penelitian yang telah dilakukan sebelumnya.

Tabel 2.1 *State of The Art*

No	Nama & Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Algoritma	Hasil
1.	(Permana, 2024)	Penerapan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk Spare Part Mobil	Apriori	Peneliti berhasil menganalisis data transaksi PT. Milenia Mega Mandiri dari Juli 2023 dengan jumlah transaksi sebanyak 2.393 data transaksi penjualan. Algoritma Apriori dapat diterapkan untuk mengidentifikasi suku cadang yang sering dibeli oleh konsumen dengan memperhatikan kebiasaan transaksi konsumen. Hasil analisis dengan menetapkan batas minimum support 8% dan minimum confidence 60% menghasilkan dua puluh delapan aturan asosiasi.
2.	(Faridah et al., 2024)	Analisis Asosiasi Data Penjualan Produk	FP-Growth	Nilai minimum support dan confidence yang ditentukan yaitu 0,02 dan 0,8 secara berurutan. Nilai-nilai ini dipilih untuk

No	Nama & Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Algoritma	Hasil
		Mega Baja Cipondoh Kota Tangerang Menggunakan Algoritma FP-Growth		memastikan bahwa aturan asosiasi yang dihasilkan memiliki dukungan yang signifikan dan tingkat kepercayaan yang tinggi. Hasil analisis menunjukkan bahwa dengan parameter tersebut, terdapat enam pola asosiasi yang signifikan dalam data produk.
3.	(Royzen et al., 2024)	Penerapan Metode Market Basket Analysis dengan Algoritma Hash Based Terhadap Data Penjualan Produk Pada Minimarket Remaja Kampus Bengkulu	Hash Based	Metode Hase Based dapat digunakan dalam pengelompokan data penjualan pada minimarket Remaja Kampus Bengkulu. Sehingga dengan mudah dapat menentukan dan mengklasifikasikan penjualan produk yang tinggi dan rendah. Setelah diimplemen tasikan metode Hased Based maka didapatkan informasi tentang penjualan produk yang tinggi dan rendah, maka dapat dijadikan acuan oleh Minimarket Remaja Kampus untuk persediaan produk bulan berikutnya. Yang mana produk yang memiliki tingkat penjualan tinggi memiliki jumlah pemesanan yang tinggi atau stabil seperti sebelumnya. Kemudian produk dengan tingkat penjualan rendah, maka jumlah persediaan produk untuk berikutnya dikurangi agar tidak terjadi penumpukan produk di gudang dan mengalami kadaluarsa
4.	(Pasaribu & Siregar, 2024)	Implementasi Pengelolaan Data Mining pada Rumah Makan dengan Algoritma Apriori dan Hash Based pada	Apriori dan Hash Based	Penelitian ini menggambarkan proses implementasi kedua algoritma tersebut serta evaluasi kinerjanya dalam konteks spesifik rumah makan. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa pendekatan ini mampu meningkatkan efisiensi pengelolaan data dan memberikan wawasan yang berharga bagi pengambilan keputusan manajeria

No	Nama & Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Algoritma	Hasil
		Rumah Makan Sultan Haflah		
5.	(Amanda et al., 2023)	Penerapan Algoritma Apriori Dalam Menganalisis Pola Minat Beli Konsumen di Coffee Shop	Apriori	Dalam penelitian ini didapatkan kesimpulan bahwa efektivitas dalam algoritma Apriori terbukti sangat efektif dalam menemukan item-item yang sering muncul bersama dalam data transaksional atau data yang terstruktur. Dengan menggunakan konsep-konsep seperti dukungan (support) dan tingkat keyakinan (confidence), algoritma Apriori ini dapat menghasilkan kumpulan yang signifikan dan berguna
6.	(Palupiningsih & Prayitno, 2023)	Implementasi Algoritma FP-Growth untuk Penentuan Rekomendasi Produk UMKM Berdasarkan Frekuensi Pembelian	FP-Growth	hasil penelitian dari Implementasi Algoritma FP-Growth untuk mengetahui Pola pembelian produk secara bersamaan pada UMKM Coffee Shop yang sudah dilakukan yang dimulai dari tahap awal sampai dengan evaluasi dapat disimpulkan bahwa Algoritma FP-Growth berhasil diterapkan dengan Data Transaksi UMKM Coffee Shop sebanyak 1483 transaksi, sehingga telah diketahui pola pembelian produk secara bersamaan dari konsumen yang dapat membantu owner UMKM dalam mengambil keputusan bisnis
7.	(Aldisa, 2023)	Penerapan Data Mining Pada Analisa Pola Pembelian Obat Menerapkan Algoritma Hash Based	Hash Based	Berdasarkan hasil dari penelitian dengan menerapkan algoritma hash based dihasilkan 3 itemset yang menjadi prioritas utama yaitu B= Amoxiline, E= Amil Nitrit dan G= Biotin dengan nilai support 20% dan confidence 50%. dengan adanya penelitian ini dapat ditemukan informasi bahwa dengan menerapkan algoritma hash based dapat membantu pemilik apotik dalam memenejemen pola tata letak segala jenis obat di apotik

No	Nama & Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Algoritma	Hasil
8.	(Fathurrahman et al., 2023)	Perbandingan Algoritma Apriori Dan Fp Growth Terhadap Market Basket Analysis Pada Data Penjualan Bakery	Apriori dan FP-Growth	Algoritma apriori menghasilkan pola kombinasi dengan confidence tertinggi "Jika membeli Alfajores, maka juga membeli Coffe" (54,06%) dan "Jika membeli Cake, maka juga membeli Coffe" (52,59%). Sementara itu, algoritma fp-growth menghasilkan pola kombinasi confidence tertinggi "Jika membeli astry, maka membeli juga Coffe"
9.	(Husain et al., 2023)	Analisis Perbandingan Algoritma Apriori, FP-Growth, dan Eclat dalam Menemukan Pola Pembelian Konsumen	Apriori, FP-Growth, dan Eclat	Berdasarkan percobaan perbandingan algoritma pada data transaksi bulan Januari, Juli, Agustus, November, Desember Tahun 2022 yang telah dilakukan, Algoritma yang memiliki Waktu eksekusi tercepat adalah Algoritma FP-Growth, lalu diikuti Algoritma Apriori dan Algoritma Eclat dengan kecepatan yang cukup berimbang. Untuk rules yang dihasilkan, ketiga algoritma ini memiliki kesamaan jumlah rules pada setiap percobaan. Dapat ditarik kesimpulan bahwa algoritma yang terbaik untuk menangani permasalahan di Apotek Sasameh Sehat adalah Algoritma FP-Growth
10.	(Abidin et al., 2022)	Penerapan Algoritma Apriori Pada Penjualan Suku Cadang Kendaraan Roda Dua (Studi Kasus: Toko Prima Motor Sidomulyo)	Apriori	Hasil penerapan algoritma apriori pada Toko Prima Motor Sidomulyo menghasilkan 13 aturan asosiasi diantaranya 2 aturan asosiasi untuk merk suzuki, 6 aturan asosiasi untuk merk Honda, dan 5 aturan asosiasi untuk merk Yamaha yang memenuhi syarat nilai minimum parameter support yaitu 25% dan syarat nilai minimum parameter confidence yaitu 50%
11.	(Nurrohmat et al., 2022)	Implementasi Algoritma FP-Growth untuk Menunjang	FP-Growth	Pada pengelolaan data barang keluar yang akan dijadikan dataset. Pengelolaan tersebut menggunakan algoritma Apriori yang mengambil dari item set, dari algoritma tersebut

No	Nama & Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Algoritma	Hasil
		Keputusan Persediaan Barang di cv Indotech Jaya Sentosa Kota Cirebon		mendapatkan pola barang keluar yang akan menjadi sebuah informasi untuk mengambil sebuah keputusan. Berdasarkan hasil confidence 0.9 dan min support sebesar 1.0 maka di peroleh aturan terbaik sebanyak 22 rules
12.	(Triayudi & Sumiati, 2022)	Penerapan Algoritma Hash Based dalam Penemuan Aturan Asosiasi Penjualan Tanaman Hias	Hash Based	Algoritma Hash Based yang dapat menentukan frequent itemset dari kandidat itemset secara optimal. Dalam penerapannya dalam penentuan aturan asosiasi penjualan tanaman hias dengan menerapkan algoritma Hash Based hingga mendapatkan frequent itemset untuk 3-itemset Dahlia, Empasen dan Melati yang merupakan kombinasi 3 –itemset tanaman hias yang diprioritaskan dalam penjualan dengan nilai support 25% dan confidance 60%
13.	(Wadanur & Sari, 2022)	Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth pada Penjualan Spareparts	Apriori dan FP-Growth	Dengan menggunakan metode KDD (Knowladge Discovery Database) yang dapat memberikan suatu informasi penting mengenai pola transaksi yang dibeli secara bersamaan menggunakan algoritma Apriori dan FPGrowth. Adapun dataset yang digunakan untuk mendukung penelitian ini adalah dataset transaksi penjualan periode bulan Januari 2022. Hasil penelitian kami menunjukkan bahwa didapatkan 10 aturan aosiasi terbaik dari algoritma apriori dan algoritma FP-Growth yang siap dijadikan untuk meningkatkan penjualan dengan nilai minimum support 85%, nilai confidance 100% dan nilai lift ratio tertinggi 2,03
14.	(Sunarti et al., 2021)	Analisa Pola Penjualan Makanan	Apriori	Metode ini membantu penjual mengatur strategi penjualan dengan melakukan penempatan makanan dengan rasa paling sering dibeli bersamaan didaftar menunya. Pengolahan data

No	Nama & Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Algoritma	Hasil
		Dengan Penerapan Algoritma Apriori		menggunakan algoritma apriori menunjukkan hasil pola asosiasi yang sama pada penjualan makanan dihasilkan 2 itemset yaitu Moca dan Swiss Choco dengan nilai support 50,0% sedangkan nilai confidence sebesar 93,8%
15.	(Munanda & Monalisa, 2021)	Penerapan Algoritma FP-Growth pada Data Transaksi Penjualan untuk Penentuan Tataletak Barang	FP-Growth	Setelah dilakukannya penelitian dengan melakukan proses asosiasi untuk mencari rule dengan menggunakan algoritma FP-Growth dapat diketahui item yang sering dibeli secara bersamaan dari bulan April tahun 2017 hingga bulan Agustus tahun 2019 menghasilkan 2 rule dengan minimum support 2% dan minimum confidence 15%
16.	(Siregar et al., 2021)	Implementasi Data Mining Penjualan Kosmetik pada Toko Kazana Menggunakan Metode Hash Based	Hash Based	Cara yang tepat untuk mengetahui perhitungan dari alat-alat kosmetik dengan menggunakan Algoritma Hash Based. Pada Algoritma Hash Based ini terdapat nilai minimum support, nilai minimum confidence dan jumlah data. Dengan menggunakan Algoritma Hash Based kita dapat mengetahui perhitungan atau jumlah dari suatu data pada penjualan kosmetik dengan benar. Setelah dilakukan 3 kali iterasi tersisa 1 alamat pada tabel hash dengan 3-itemset. Didapatkan frequent itemset untuk 3-itemset yaitu (Pembersih Wajah, Kutek, Eyeshadow) dengan support count = 2
17.	(Anggrawan et al., 2021)	Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth	Apriori dan FP-Growth	tata letak barang dan mengidentifikasi kesamaan barang yang dibeli ketika menambah stok barang. Untuk mengidentifikasi tujuan pada penelitian ini peneliti melakukan proses perhitungan menggunakan dua metode yaitu apriori dan FP-Growth dan melakukan pengujian dengan 2 pengujian yaitu pengujian hasil dan rasio adapun hasil pengujian didapatkan

No	Nama & Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Algoritma	Hasil
				FP-Growth menghasilkan rule yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma apriori dengan total rule sebanyak 6, sedangkan algoritma apriori menghasilkan 4 rule, dan untuk pengujian dengan evaluasi hasil rule dari masing masing algoritma, algoritma FP-Growth memiliki hasil yang terbaik dengan lift ratio 1.27908

Pada Tabel 2.1 tersebut merupakan rangkuman dari berbagai penelitian yang mengenai penerapan *Market Basket Analysis*, khususnya terkait dengan penjualan obat. Tabel ini menyajikan informasi mengenai peneliti, judul peneliti, algoritma yang digunakan, dan hasil dari penelitian terkait. Penelitian-penelitian tersebut memiliki fokus yang serupa, yaitu melakukan psenerapan Market Basket Analysis terhadap data penjualan. Meskipun memiliki tujuan yang sama, penelitian-penelitian tersebut menggunakan algoritma yang berbeda-beda seperti Apriori, Fp Growth, Eclat, dan lainnya. Parameter yang digunakan pada penelitian-penelitian sebelumnya meliputi Aturan asosiasi, Waktu komputasi, dan *Lift ratio*.

Keterbaruan yang akan dilakukan dalam penelitian ini adalah penerapan Market Basket Analysis dengan menggunakan tiga algoritma yaitu algoritma Apriori, FP-Growth, dan Hash Based. Parameter yang akan dilakukan pada penelitian ini yaitu aturan asosiasi, waktu komputasi, tingkat akurasi, *lift ratio*, dan *memory usage*. Tujuannya adalah untuk membandingkan algoritma Apriori, FP-Growth, dan Hash Based berdasarkan parameter yang akan dilakukan. Dengan fokus pada penjualan obat, penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam bidang pelayanan kesehatan.

2.9.2 Matriks Penelitian

Pada Tabel 2.2 merupakan matriks penelitian yang telah dilakukan oleh penelitian sebelumnya.

Tabel 2.2 Matriks Penelitian

No.	Penulis	Algoritma				Perbandingan Algoritma			
		Apriori	FP-Growth	Hash Based	Eclat	Algoritma Apriori dan FP-Growth	Algoritma Apriori dan Hash Based	Apriori, FP-Growth, dan Eclat	Algoritma Apriori, FP-Growth, dan Hash Based
1.	(Permana, 2024)	✓	-	-	-	-	-	-	-
2.	(Faridah et al., 2024)	-	✓	-	-	-	-	-	-
3.	(Royzen et al., 2024)	-	-	✓	-	-	-	-	-
4.	(Pasaribu & Siregar, 2024)	✓	-	✓	-	-	✓	-	-
5.	(Amanda et al., 2023)	✓	-	-	-	-	-	-	-

No.	Penulis	Algoritma				Perbandingan Algoritma			
		Apriori	FP-Growth	Hash Based	Eclat	Algoritma Apriori dan FP-Growth	Algoritma Apriori dan Hash Based	Apriori, FP-Growth, dan Eclat	Algoritma Apriori, FP-Growth, dan Hash Based
6.	(Palupiningsih & Prayitno, 2023)	-	✓	-	-	-	-	-	-
7.	(Aldisa, 2023)	-	-	✓	-	-	-	-	-
8.	(Fathurrahman et al., 2023)	✓	✓	-	-	✓	-	-	-
9.	(Husain et al., 2023)	✓	✓	-	✓	-	-	✓	-
10.	(Abidin et al., 2022)	✓	-	-	-	-	-	-	-
11.	(Nurrohmat et al., 2022)	-	✓	-	-	-	-	-	-
12.	(Triayudi & Sumiati, 2022)	-	-	✓	-	-	-	-	-

No.	Penulis	Algoritma				Perbandingan Algoritma			
		Apriori	FP-Growth	Hash Based	Eclat	Algoritma Apriori dan FP-Growth	Algoritma Apriori dan Hash Based	Apriori, FP-Growth, dan Eclat	Algoritma Apriori, FP-Growth, dan Hash Based
13.	(Wadanur & Sari, 2022)	✓	✓	-	-	✓	-	-	-
14.	(Sunarti et al., 2021)	✓	-	-	-	-	-	-	-
15.	(Munanda & Monalisa, 2021)	-	✓	-	-	-	-	-	-
16.	(Siregar et al., 2021)	-	-	✓	-	-	-	-	-
17.	(Anggrawan et al., 2021)	✓	✓	-	-	✓	-	-	-
18.	Penelitian yang dilakukan	✓	✓	✓	-	-	-	-	✓

Berdasarkan matriks penelitian yang tercantum dalam Tabel 2.2, Algoritma yang sering digunakan adalah algoritma Apriori, sehingga pada penelitian ini dipilih algoritma Fp-Growth dan algoritma Hash Based dalam penyelesaiannya. Selain itu, pada penelitian sebelumnya telah banyak dilakukan perbandingan dengan parameter aturan asosiasi dan waktu komputasi. Sehingga pada penelitian ini akan dilakukan perbandingan dengan parameter aturan asosiasi, waktu komputasi, tingkat akurasi, *lift ratio*, dan *memory usage*.