

Growth yang dimana algoritma ini sering digunakan pada proses analisis asosiasi untuk menemukan pola frekuensi item pada data (Fitri Boy et al., 2022). Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang menggunakan algoritma ini untuk menemukan pola pada data transaksi. Penelitian pertama, dilakukan oleh (Arisandi et al., 2023) yang menghasilkan 6 aturan tertinggi dengan total 42 aturan asosiasi. Penelitian kedua, dilakukan oleh (Rizky et al., 2021) yang membuktikan bahwa fp-growth berhasil membuat strategi yang menghasilkan 5 aturan asosiasi yang digunakan sebagai dasar penyusunan strategi penjualan. Penelitian ketiga, dilakukan oleh (Bayu Atmaja & Rachman, 2025) yang melakukan perbandingan algoritma FP-Growth dengan Apriori dan menyimpulkan bahwa kedua algoritma dalam penelitian ini menghasilkan frequent itemset yang sama, namun FP-Growth lebih unggul dalam kecepatan waktu eksekusi atau waktu pemrosesan. Penelitian keempat, dilakukan oleh (Meida et al., 2019) yang menunjukkan bahwa pengembangan analisis asosiasi mampu menghasilkan 97 aturan dengan nilai lift lebih dari 1, serta membuktikan bahwa proses optimasi pada penelitian ini dapat menurunkan waktu komputasi secara signifikan.

Meskipun beberapa penelitian terdahulu telah menunjukkan keunggulan algoritma FP-Growth dalam menghasilkan aturan asosiasi, namun masih terdapat banyak keterbatasan pada penelitian terdahulu yang belum sepenuhnya teratasi. Sebagian penelitian terdahulu hanya berfokus pada pembentukan aturan asosiasi tanpa memperhatikan kualitas dan struktur data transaksi, sehingga jumlah aturan yang dihasilkan masih kurang terfokus untuk mendukung pengambilan keputusan. Selain itu, Perbandingan algoritma pada penelitian terdahulu juga cenderung berfokus pada aspek waktu eksekusi tanpa melakukan optimasi pada tahap pra-pemrosesan data. Hal ini menyebabkan algoritma memproses tetap data yang kompleks, redundan, dan tidak relevan. Meskipun waktu eksekusi data dilakukan dengan cepat, namun aturan asosiasi yang dihasilkan dalam data cenderung banyak dan sulit untuk diinterpretasikan, sehingga berpotensi menurunkan efisiensi komputasi dan efektivitas hasil analisis dalam mendukung keputusan pengambilan keputusan dalam data secara keseluruhan pada data.

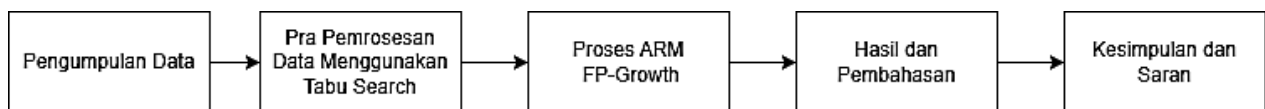
Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan integrasi pada algoritma FP-Growth dengan metode optimasi berbasis metaheuristic sebagai tahap pra-pemrosesan guna untuk meningkatkan efisiensi dan kualitas hasil analisis asosiasi, terutama pada data transaksi berskala besar dan kompleks. Metode optimasi pada penelitian ini menggunakan algoritma *Tabu Search* yang diterapkan sebagai tahapan pra-pemrosesan untuk melakukan penyaringan pada item-item yang memiliki tingkat signifikansi tinggi sebelum dilakukan proses pencarian pola menggunakan Algoritma FP-Growth. Pendekatan ini diharapkan mampu meningkatkan efisiensi komputasi, mengurangi jumlah aturan asosiasi yang tidak relevan, serta menghasilkan pola keterkaitan antar item yang lebih terfokus, akurat, dan mudah diinterpretasikan sebagai dasar pengambilan keputusan strategis bagi pemilik bisnis.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Pendekatan data mining diterapkan pada penelitian ini dengan tujuan untuk menganalisis pola pembelian pelanggan berdasarkan data transaksi yang didapatkan dari platform Kaggle. Data tersebut terdiri dari 19.850 data dengan lima atribut, yaitu *BillNo*, *ItemName*, *Quantity*, *Price*, dan *CustomerID*. Data transaksi tersebut merepresentasikan aktivitas pembelian pelanggan dan digunakan sebagai objek analisis dalam penelitian ini.

2.1 Tahapan Penelitian

Agar tahapan pada penelitian ini terlihat jelas maka dibutuhkan *flowchart*. Penelitian ini memiliki beberapa tahapan yang tertera pada *flowchart* Gambar 1.



Gambar 1. *Flowchart* Tahapan Penelitian

Gambar 1 menunjukkan bahwasanya tahapan penelitian ini dimulai dengan melakukan pengambilan data yang dimana, pada penelitian ini sumber data didapatkan dari *platform Kaggle*, selanjutnya masuk pada tahapan pra-pemrosesan menggunakan *tabu search*. Setelah selesai melakukan tahapan pra-pemrosesan menggunakan *tabu search* maka lanjut masuk pada tahap asosiasi menggunakan *fp-growth* dengan transaksi yang telah melewati tahapan pra-pemrosesan. Setelah selesai maka terlihat hasil dari proses *fp-growth* dan dari hasil tersebut dapat ditarik kesimpulan.

2.2 Kajian Teori

Data Mining merupakan sebuah proses yang dilakukan pada pengolahan data dengan memanfaatkan kecerdasan buatan saat ini seperti *machine learning* untuk mendapatkan informasi dari sekumpulan data yang berjumlah besar (Kando Sihombing et al., 2022). *Data mining* juga dikenal sebagai *Knowledge Discovery in Database (KDD)* yang merupakan sebuah kegiatan pemanfaatan data untuk mengidentifikasi keteraturan, pola, maupun hubungan yang tersembunyi dalam sekumpulan data yang kompleks (Hanafi et al., 2025). Proses *data mining* terdiri dari beberapa tahapan meliputi, pembersihan data, integrasi data, pemilihan data, transformasi data, proses penambangan data (*mining*), evaluasi hasil, serta penyajian pengetahuan yang diperoleh (Zoelfiandi & Budiyanto, 2022).



Association rule mining merupakan salah satu pendekatan dalam data mining yang digunakan untuk menemukan pola atau pengetahuan tersembunyi, terutama hubungan keterkaitan antara dua atau lebih item yang sering muncul secara bersamaan dalam sebuah dataset. Dalam proses penerapannya, metode aturan asosiasi membutuhkan penetapan nilai ambang minimum berupa *support* dan *confidence*. Item maupun aturan yang tidak memenuhi nilai minimum *support* dan *confidence* yang telah ditentukan akan dikeluarkan dari tahap analisis (Darmaastawan et al., 2020). Rumus untuk mencari nilai *support* dan juga nilai *confidence* menurut (Munanda & Monalisa, 2021) dapat dihitung melalui persamaan 1 dan 2.

$$\text{Support (a)} = \frac{\text{Jumlah transaksi a}}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Support (a} \rightarrow \text{b)} = \frac{\text{Jumlah transaksi a dan b}}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \quad (2)$$

Persamaan 1 digunakan sebagai nilai *support* pada 1 item saja, sedangkan persamaan 2 digunakan untuk mencari nilai *support* pada 2 item. Selanjutnya terdapat persamaan untuk mencari nilai *confidence* yang dihitung melalui persamaan 3.

$$\text{Confidence (A} \rightarrow \text{B)} = \frac{\text{total transaksi mengandung A}}{\text{Total transaksi mengandung A}} \times 100\% \quad (3)$$

Persamaan 3 digunakan untuk mencari nilai *confidence* dimana jumlah transaksi 1 dibagi dengan total transaksi a lalu dikalikan 100%.

Algoritma *Tabu Search* merupakan metode optimasi yang berbasis pencarian heuristik lokal, di mana proses pencarian dilakukan dengan berpindah dari satu solusi ke solusi lain yang berada di sekitar solusi saat ini hingga memenuhi kondisi penghentian tertentu. Tujuan utama dari algoritma *Tabu Search* adalah untuk menghindari terjadinya pengulangan pencarian pada solusi yang telah dieksplorasi sebelumnya. Hal ini dicapai melalui pemanfaatan struktur memori, yang dikenal sebagai *tabu list*, untuk merekam dan membatasi langkah pencarian yang telah dilakukan selama proses optimasi berlangsung (Ramadhani et al., 2023).

Algoritma *FP-Growth* adalah algoritma yang lebih baru dan lebih efisien daripada algoritma asosiasi lainnya yaitu *Apriori*. Pengertian dari *FP-growth* sendiri adalah algoritma yang digunakan untuk dapat menemukan item yang sering muncul pada kumpulan data (Afriyani & Ali, 2023). Efisiensi dari *fp-growth* ini ditandai dengan prosesnya dalam menemukan *frequent itemset* menggunakan *fp-tree* yang terbukti dapat mengurangi kompleksitas perhitungan data untuk menghasilkan proses pencarian yang lebih cepat, sedangkan fokus dari *apriori* sendiri hanya pada proses pencarian *frequent itemset* tanpa memperhatikan kecepatan saat proses berlangsung (Nurasiah, 2021). Menurut (Berlian Uly et al., 2025) *fp-growth* memiliki 3 tahap meliputi, pencarian *conditional pattern base*, *conditional fp-tree*, dan *frequent itemset*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan ini digunakan untuk menjelaskan proses dari awal sampai akhir dari penelitian yang berjudul “Peningkatan Kerja Algoritma *FP-Growth* Untuk Analisis Pola Pembelian Pelanggan Menggunakan Algoritma Optimasi *Tabu Search*”. Bagian ini menjelaskan proses awal seperti membaca data, persiapan data, implementasi algoritma, dan juga performa algoritma yang sedang digunakan.

Pada bagian ini dipaparkan alur penelitian secara sistematis, yang mencakup proses pembacaan data transaksi, persiapan dan pembersihan data, serta transformasi data agar siap digunakan pada tahap analisis selanjutnya. Selanjutnya, dijelaskan implementasi algoritma optimasi *Tabu Search* yang digunakan sebagai tahap pra-pemrosesan untuk melakukan seleksi dan optimasi item pada data transaksi. Hasil dari proses ini kemudian dimanfaatkan sebagai input pada algoritma *FP-Growth* untuk melakukan penambangan pola frekuensi dan menemukan hubungan asosiasi antar item.

Selain itu, bagian ini juga membahas hasil yang diperoleh dari penerapan algoritma *FP-Growth*, aturan asosiasi yang dihasilkan berdasarkan nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang telah ditentukan. Analisis performa algoritma turut disajikan untuk mengevaluasi efektivitas penggunaan *Tabu Search* dalam meningkatkan kinerja *FP-Growth*, baik dari sisi kualitas pola yang dihasilkan maupun efisiensi proses komputasi. Dengan demikian dari hasil dan pembahasan yang didapatkan mampu memberikan gambaran pada kontribusi metode yang diusulkan dalam menganalisis pola pembelian pelanggan.

3.1 Persiapan Data

Pengambilan data dari *platform Kaggle* dengan jumlah 19850 data dan 5 atribut. Sebelum data diproses menggunakan algoritma *Tabu Search* dan algoritma *FP-Growth*, diperlukan tahap pembersihan data untuk memastikan data berada dalam kondisi yang bersih, konsisten, dan sesuai dengan tujuan penelitian. Tahap pembersihan data dilakukan agar data siap digunakan pada proses analisis selanjutnya. Proses ini terdiri dari dua tahapan utama, yaitu penghapusan data yang memiliki nilai kosong serta normalisasi penamaan item atau nama barang.



3.1.1 Penghapusan Nilai Kosong

Pembersihan nilai kosong ini dilakukan agar data terbebas dari missing value sehingga data menjadi lebih bersih, konsisten, dan tidak menimbulkan kesalahan pada proses analisis selanjutnya. Tabel 1 menyajikan hasil dari proses penghapusan nilai kosong.

Tabel 1. Hasil Penghapusan Nilai Kosong

Tahap	Jumlah Transaksi
Sebelum Penghapusan Nilai Kosong	19850
Sesudah Penghapusan Nilai Kosong	19850

Pada Tabel 1 hasil penghapusan nilai kosong, dapat dilihat bahwa pada tahap pengecekan nilai kosong tidak ditemukan data yang memiliki nilai kosong. Hal ini ditunjukkan oleh jumlah transaksi sebelum dan sesudah proses penghapusan nilai kosong yang tetap sama, yaitu sebanyak 19.850 transaksi. Dengan demikian, proses pembersihan nilai kosong tidak mengubah jumlah data yang digunakan, sehingga seluruh data transaksi dapat langsung digunakan pada tahap pengolahan dan analisis selanjutnya tanpa kehilangan informasi.

3.1.2 Normalisasi Nama Barang

Normalisasi nama barang ini dilakukan dengan tujuan untuk menyeragamkan penulisan nama barang atau item sehingga setiap item diperlakukan sebagai satu entitas yang sama. Proses ini dilakukan untuk menghindari perbedaan makna yang disebabkan oleh variasi penulisan nama barang. Pada penelitian ini, normalisasi nama barang dilakukan dengan mengubah seluruh huruf kapital menjadi huruf kecil. Tabel 2 menyajikan hasil dari proses normalisasi nama barang.

Tabel 2. Hasil Normalisasi Nama Barang

Sebelum Normalisasi Nama Barang	Sesudah Normalisasi Nama Barang
<i>Butter</i>	<i>butter</i>
<i>Egs</i>	<i>egs</i>
<i>Cereal</i>	<i>cereal</i>
<i>Bananas</i>	<i>bananas</i>
<i>Onions</i>	<i>onions</i>
<i>Cheese</i>	<i>cheese</i>

Pada tahap normalisasi nama barang, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2 terlihat bahwa sebelum proses normalisasi dilakukan, penulisan nama barang masih menggunakan huruf kapital pada setiap kata, seperti Butter, Eggs, Cereal, Bananas, Onions, dan Cheese. Perbedaan penulisan huruf besar dan kecil ini dapat menyebabkan satu jenis barang dianggap sebagai item yang berbeda pada proses pengolahan data selanjutnya, sehingga berpotensi menghasilkan pola yang tidak akurat. Oleh karena itu, dilakukan normalisasi dengan mengubah seluruh huruf kapital menjadi huruf kecil. Setelah normalisasi, nama barang menjadi seragam, misalnya butter, egs, cereal, bananas, onions, dan cheese. Proses ini bertujuan untuk menyelaraskan penulisan item agar setiap barang direpresentasikan secara konsisten, sehingga meningkatkan keakuratan hasil pada tahap analisis berikutnya, khususnya dalam pembentukan itemset dan pencarian pola menggunakan algoritma FP-Growth.

3.2 Pra-Pemrosesan menggunakan Tabu Search

Pra-pemrosesan data menggunakan algoritma Tabu Search dilakukan untuk menyiapkan data transaksi sebelum diproses pada tahap analisis selanjutnya. Tahapan ini bertujuan untuk melakukan penyaringan dan pemilihan item yang dianggap lebih relevan serta berkontribusi signifikan terhadap pembentukan pola pembelian pelanggan. Dengan adanya proses seleksi ini, pola asosiasi yang dihasilkan diharapkan menjadi lebih fokus, informatif, dan tidak terpengaruh oleh item-item yang memiliki frekuensi rendah atau kurang berpengaruh.

Penerapan algoritma Tabu Search dilakukan melalui proses iteratif yang dirancang untuk mengeksplorasi ruang solusi secara optimal dengan menghindari solusi-solusi yang telah dikunjungi sebelumnya. Mekanisme ini memungkinkan algoritma untuk keluar dari jebakan solusi lokal dan terus mencari solusi yang lebih baik berdasarkan kriteria dan batasan yang telah ditentukan. Pada setiap iterasi, algoritma akan mengevaluasi solusi kandidat yang dihasilkan dari operasi penambahan (add), penghapusan (remove), dan pertukaran (swap) item dalam himpunan solusi. Setiap solusi yang dihasilkan kemudian dinilai menggunakan fungsi objektif berupa nilai skor, yang berperan sebagai indikator peningkatan kualitas solusi pada iterasi tersebut. Nilai skor ini mencerminkan tingkat relevansi dan kontribusi item terhadap tujuan optimasi yang telah ditetapkan. Proses iterasi akan terus berjalan hingga diperoleh solusi terbaik yang memenuhi kriteria optimal atau hingga kondisi penghentian tertentu tercapai, seperti jumlah iterasi maksimum atau tidak adanya peningkatan nilai skor yang signifikan.

Hasil akhir dari tahapan pra-pemrosesan menggunakan algoritma Tabu Search berupa kumpulan item terpilih yang selanjutnya digunakan sebagai input pada tahap penambangan pola menggunakan algoritma FP-Growth. Dengan demikian, penerapan Tabu Search pada tahap pra-pemrosesan diharapkan mampu meningkatkan efektivitas dan kualitas pola asosiasi yang dihasilkan. Rangkuman hasil dari proses pra-pemrosesan ini disajikan pada Tabel 3.



Tabel 3. Hasil Pra-Pemrosesan Tabu Search

Iterasi	Score	Move
0	0.2431(best score)	('swap', 'cheese', 'butter')
1	0.2430 (accepted move)	('swap', 'oranges', 'onions')
2	0.2431(accepted move)	('swap', 'onions', 'oranges')
3	0.2428 (accepted move)	('swap', 'butter', 'onions')
....
96	0.2431(accepted move)	('swap', 'cheese', 'potatoes')
97	0.2423 (accepted move)	('swap', 'butter', 'yogurt')
98	0.2431(accepted move)	('swap', 'yogurt', 'butter')
99	0.2423(accepted move)	('swap', 'potatoes', 'onions')

Pada Tabel 3 hasil dari tahapan pra-pemrosesan menggunakan algoritma Tabu Search menunjukkan bahwa metode ini mampu menyaring item-item yang memiliki tingkat kepentingan rendah dan kurang berkontribusi terhadap pembentukan pola pembelian pelanggan. Pada kondisi awal, jumlah item yang digunakan dalam proses analisis masih relatif banyak, yaitu sebanyak 19 item, sehingga berpotensi menimbulkan kompleksitas yang lebih tinggi pada tahap penambangan pola. Setelah dilakukan proses optimasi menggunakan algoritma Tabu Search, jumlah item berhasil direduksi dengan item yang dianggap paling relevan berdasarkan fungsi objektif yang telah ditetapkan. Proses reduksi ini dilakukan melalui evaluasi iteratif terhadap kombinasi item, dengan mempertimbangkan kontribusi masing-masing item terhadap kualitas solusi. Dengan demikian, item-item yang memiliki frekuensi rendah atau pengaruh yang kecil secara bertahap dieliminasi dari himpunan solusi. Dampak dari proses penyaringan item ini tidak hanya berpengaruh pada jumlah item yang digunakan, tetapi juga memengaruhi jumlah dan struktur transaksi yang dianalisis. Transaksi yang tidak mengandung item terpilih akan tereduksi atau disesuaikan, sehingga data transaksi menjadi lebih ringkas dan konsisten. Kondisi ini berkontribusi pada penurunan kompleksitas data serta peningkatan efisiensi proses penambangan pola. Dengan demikian, hasil pra-pemrosesan menggunakan algoritma Tabu Search menghasilkan data yang lebih terfokus, relevan, dan siap digunakan pada tahap penambangan pola menggunakan algoritma FP-Growth. Proses optimasi ini diharapkan mampu meningkatkan kualitas pola asosiasi yang dihasilkan serta mendukung tujuan penelitian dalam menganalisis pola pembelian pelanggan secara lebih efektif.

3.3 FP-Growth

Setelah seluruh tahapan pra-pemrosesan menggunakan algoritma Tabu Search selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah melakukan proses penambangan pola menggunakan algoritma FP-Growth dengan memanfaatkan data transaksi hasil seleksi tersebut. Data yang telah melalui proses optimasi ini diharapkan memiliki kualitas yang lebih baik, sehingga mampu menghasilkan pola asosiasi yang lebih relevan dan informatif. FP-Growth merupakan salah satu algoritma analisis asosiasi yang digunakan untuk menemukan pola keterkaitan antar item dalam kumpulan data transaksi tanpa perlu melakukan proses pembangkitan kandidat itemset secara berulang. Algoritma ini bekerja dengan membangun struktur data berupa FP-Tree yang merepresentasikan frekuensi kemunculan item dan hubungan antar item dalam transaksi, sehingga proses penambangan pola dapat dilakukan dengan lebih efisien.

Pada penelitian ini, proses penambangan pola dilakukan dengan menetapkan nilai minimum support sebesar 0,01 dan minimum confidence sebesar 0,2. Penetapan nilai ambang batas tersebut bertujuan untuk menyaring aturan asosiasi yang memiliki tingkat kemunculan dan tingkat kepercayaan yang cukup signifikan. Selain itu, nilai lift yang dihasilkan juga dijadikan sebagai kriteria tambahan, di mana hanya aturan asosiasi dengan nilai lift lebih besar dari 1 yang dipertimbangkan. Hal ini menunjukkan bahwa hubungan antar item yang terbentuk memiliki keterkaitan yang lebih kuat dibandingkan dengan kemunculan secara acak.

Hasil akhir dari proses penambangan pola menggunakan algoritma FP-Growth berupa sekumpulan aturan asosiasi yang menggambarkan pola pembelian pelanggan. Aturan-aturan asosiasi tersebut dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan, seperti penyusunan strategi promosi, penataan produk, maupun rekomendasikan paket penjualan. Rangkuman hasil aturan asosiasi disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Aturan Asosiasi

<i>Antecedents</i>	<i>Consequents</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>	<i>Lift</i>
<i>coffee, butter, chicken</i>	<i>bread, sugar</i>	0.019	0.734	4.413
<i>sugar, butter, chicken</i>	<i>bread, coffee</i>	0.019	0.726	4.359
<i>oranges, coffee, butter</i>	<i>bread, sugar</i>	0.016	0.720	4.325
<i>coffee, butter</i>	<i>bread, sugar</i>	0.116	0.715	4.297
<i>bread, sugar</i>	<i>coffee, butter</i>	0.116	0.698	4.297

Tabel 4 menunjukkan hasil aturan asosiasi dimana item *coffee, butter, dan chicken* terhadap *bread dan sugar* memiliki nilai *confidence* tertinggi sebesar 0,734, yang berarti sebagian besar transaksi yang mengandung item *antecedents (jika)* juga diikuti dengan pembelian *consequents* (maka). Selain itu, aturan *coffee dan butter → bread dan sugar* serta aturan sebaliknya memiliki nilai support tertinggi yaitu 0,116, yang menandakan bahwa kombinasi item tersebut sering muncul dalam transaksi. Seluruh aturan yang dihasilkan memiliki nilai lift lebih besar dari 1 dan berada



di kisaran nilai 4, dimana nilai tersebut menunjukkan adanya hubungan yang sangat kuat antar item dan mengindikasikan bahwa pola yang ditemukan merupakan *hidden pattern* yang signifikan.

3.4 Evaluasi

Setelah diperoleh hasil dari penerapan algoritma beserta seluruh tahapan proses yang dilakukan, langkah selanjutnya adalah melakukan evaluasi terhadap kinerja algoritma yang digunakan. Tahap evaluasi ini bertujuan untuk menilai sejauh mana algoritma mampu menghasilkan pola asosiasi yang relevan, akurat, dan bermanfaat dalam merepresentasikan pola pembelian pelanggan. Evaluasi kinerja dilakukan dengan menganalisis hasil keluaran algoritma berdasarkan beberapa ukuran atau metrik evaluasi yang telah ditentukan sebelumnya. Metrik tersebut digunakan untuk mengukur kualitas pola yang dihasilkan serta efektivitas proses penambangan data yang dilakukan. Selain itu, evaluasi ini juga berfungsi untuk membandingkan kinerja algoritma sebelum dan sesudah penerapan proses optimasi menggunakan Tabu Search, sehingga dapat diketahui pengaruh optimasi terhadap hasil analisis. Hasil evaluasi kemudian disajikan secara sistematis dalam bentuk tabel untuk memudahkan proses analisis dan interpretasi. Ringkasan hasil evaluasi kinerja algoritma tersebut ditampilkan pada Tabel 5, yang memuat informasi mengenai nilai-nilai pengukuran yang diperoleh dan menjadi dasar dalam penarikan kesimpulan penelitian.

Tabel 5. Hasil Evaluasi

<i>Minimum Support</i>	Rata-rata waktu eksekusi <i>Tabu Search+ FP-Growth</i>	Rata-Rata Waktu <i>FP-Growth</i>	Jumlah Itemset <i>Tabu Search+ FP-Growth</i>	Jumlah Itemset <i>FP-Growth</i>
0.01	16.2249	0.266694	237	1390
0.1	0.704339	0.152713	34	64

Tabel 5 merupakan hasil evaluasi dengan nilai minimum support 0,01 dan 0,1 pada algoritma *FP-Growth* yang dengan Tabu Search serta *FP-Growth* tanpa Tabu Search. Hasil pengujian menunjukkan bahwa Tabu Search mampu melakukan penyaringan itemset secara efektif, di mana pada minimum support 0,01 jumlah itemset yang dihasilkan tanpa Tabu Search mencapai 1.390 itemset, sedangkan dengan Tabu Search jumlahnya berkurang menjadi 237 itemset. Hal serupa juga terjadi pada minimum support 0,1, di mana penggunaan Tabu Search menghasilkan 34 itemset, lebih sedikit dibandingkan tanpa Tabu Search yang menghasilkan 64 itemset. Selain itu, rata-rata waktu eksekusi dari kedua model menunjukkan perbedaan, di mana kombinasi Tabu Search dan FP-Growth membutuhkan waktu yang lebih lama akibat adanya proses iteratif pada Tabu Search, sementara FP-Growth tanpa Tabu Search memiliki waktu eksekusi yang lebih singkat.

4. KESIMPULAN

Setelah melakukan pengujian dari penelitian ini maka dapat ditarik kesimpulan bahwa penerapan algoritma Tabu Search sebagai tahap pra-pemrosesan sebelum FP-Growth terbukti mampu meningkatkan efisiensi dan kualitas proses penambangan pola. Kombinasi kedua metode ini secara signifikan berhasil mengurangi jumlah itemset yang dihasilkan dibandingkan dengan penggunaan FP-Growth tanpa Tabu Search, yaitu pada minimum support 0,01 jumlah itemset berkurang dari 1.390 menjadi 237 dan pada minimum support 0,1 dari 64 menjadi 34 itemset, yang menunjukkan efektivitas Tabu Search dalam menyaring itemset yang tidak relevan serta mengeliminasi pola yang redundan. Selain itu, aturan asosiasi yang dihasilkan memiliki kualitas yang baik, ditunjukkan oleh nilai confidence yang tinggi pada rentang 0,698 hingga 0,734 serta nilai lift di atas 4, yang menandakan hubungan yang kuat antar item. Pola seperti kombinasi coffee, butter, chicken yang berasosiasi dengan bread, sugar serta coffee, butter dengan bread, sugar memiliki nilai support yang relatif tinggi dan sering muncul dalam transaksi pelanggan. Meskipun penggunaan Tabu Search menyebabkan waktu eksekusi menjadi lebih lama akibat proses iteratif, peningkatan waktu komputasi tersebut sebanding dengan kualitas hasil yang diperoleh, karena itemset dan aturan asosiasi yang dihasilkan menjadi lebih ringkas, terfokus, dan mudah dianalisis. Dengan demikian, integrasi Tabu Search dan FP-Growth sangat direkomendasikan untuk pengolahan dataset berukuran besar guna mendukung pengambilan keputusan bisnis yang lebih efektif dan berbasis data.

REFERENCES

- Afriyani, I., & Ali, I. (2023). Implementasi Data Mining Terhadap Data Penjualan Pada Industri Kuliner Menggunakan Algoritma Fp-Growth. *Jurnal Teknik Elektro Dan Informatika*, 18, 40–49.
- Arisandi, F., Kristanto, & Juliane, C. (2023). Identifikasi Strategi Penjualan Dengan Pendekatan Asosiasi FP-Growth Pada Perusahaan Ritel Berkah. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 10.
- Bayu Atmaja, G., & Rachman, R. (2025). Perbandingan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Pada Analisis Perilaku Konsumen Terhadap Pembelian Data Elektronik. *Jurnal Informatika Teknologi Dan Sains*, 7(1), 298–307.
- Berlian Uly, N., Albert Agustin Lobo, M., Daku Ali Hary, N., & Yiwa Hinggiranja, Y. (2025). Implementasi Algoritma Fp-Growth Pada Penempatan Produk Di Prima Dewata. *Jurnal Sistem Informasi Dan Informatika (Simika)*, 8(2).



- Darmaastawan, K., Oka Saputra, K., & Esta Dewi Wirastuti, N. M. A. (2020). Market Basket Analysis using FP-Growth Association Rule on Textile Industry. *International Journal of Engineering and Emerging Technology*, 5, 24–30.
- Fitri Boy, A., Yakub, S., Ishak, & Azmi, Z. (2022). Implementasi Data Mining Pada Pengaturan Distribusi Barang Dengan Menggunakan Algoritma Fp-Growth. *Journal of Science and Social Research*, 2(2), 431–435. <http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR>
- Fuadi, A. N., Bhakti, M. H., & Premana, A. (2024). Analisis Pola Pembelian Konsumen Di Toko Ritel Dmart Menggunakan Algoritma Apriori Berbasis Website. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 12(3). <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3.4963>
- Hafizh, M., Novita, T., Guswandi, D., Syahputra, H., & Mayola, L. (2023). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth Untuk Menganalisa Transaksi Penjualan Ekspor Online. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, 5(3), 242–249. <https://doi.org/10.47233/jteksis.v5i3.847>
- Hanafi, M. S., Nurdiawan, O., & Basysyar, F. M. (2025). Peningkatan Model Asosiasi Toko Ikhwan Menggunakan Algoritma Fp-Growth. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 13(1). <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i1.5833>
- Irma Purnamasari, A., Bahtiar, A., & Wahyudin, E. (2025). Peningkatan Model Pola Pembelian Menu Di Metamor Space Menggunakan Algoritma Fp-Growth. *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(2).
- Istiqomah, D. A., Astuti, Y., & Nurjanah, S. (2022). Implementasi Algoritma Fp-Growth Dan Apriori Untuk Persediaan Produk. *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, 8.
- Kando Sihombing, L., Fatimah Sari Sitorus Pane, U., & Tugiono. (2022). Implementasi Data Mining Dalam Menganalisa Pola Penjualan Roti Menggunakan Algoritma Fp-Growth. *Jurnal Sistem Informasi Tgd*, 1, 228–238. <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsi>
- Maulana, A., & Prihartono, W. (2025). Implementasi Algoritma Fp-Growth Untuk Mengetahui Pola Penjualan Pada Toko Riqi. *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(2).
- Meida, A., Rini, D. P., & Sukemi. (2019). Pattern of e-marketplace customer shopping behavior using improved tabu search and FP-growth algorithm. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Informatics*, 7(4), 772–778. <https://doi.org/10.11591/ijeei.v7i4.1362>
- Munanda, E., & Monalisa, S. (2021). Penerapan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Untuk Penentuan Tataletak Barang. *Jurnal Ilmiah Rekayasa Dan Manajemen Sistem Informasi*, 7(2), 173–184.
- Nurarofah, E., Herdiana, R., & Nuris, N. D. (2023). Penerapan Asosiasi Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Pola Transaksi Penjualan Di Toko Roti. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 7(1).
- Nurasiah. (2021). Implementasi Algoritma FP-Growth Pada Pengenalan Pola Penjualan. *Terapan Informatika Nusantara*, 1(9), 438–444. <https://ejournal.seminar-id.com/index.php/tin>
- Ramadhani, D., Husaini, Khalid, Z., & Salat, Z. (2023). Implementasi Algoritma Tabu Search Pada Sistem Informasi Geografis Untuk Pencarian Rute Terdekat Tempat Wisata Di Pidie Berbasis Web. *Jurnal Real Riset*, 5, 301–309.
- Rizky, M., Ridha, A. A., & Prihandani, K. (2021). Penentuan Paket Promosi Pakaian PT. D&C Production dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 5(2), 177–186. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v5i2.3714>
- Zoelfiandi, F., & Budiyanto, U. (2022). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Pada Toko Adelia Frozen Food. *Jurnal TICOM: Technology of Information and Communication*, 11(1).