

Perbandingan Kinerja Algoritma Apriori dan Eclat (Equivalence Class Transformation) Dalam Menerapkan Rekomendasi Barang Diskon pada Data Transaksi

Elang Damar Galih Pamungkas^{*1}, Yisti Vita Via², Hendra Maulana³

^{1,2,3}Program Studi Informatika Fakultas Ilmu Komputer, UPN “Veteran” Jawa Timur

E-mail: ¹121081010218@student.upnjatim.ac.id, ²yistivita.if@upnjatim.ac.id,

³hendra.maulana.if@upnjatim.ac.id

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa algoritma Apriori dan ECLAT dalam menerapkan rekomendasi barang diskon pada data transaksi penjualan. Metode penelitian yang digunakan melibatkan enam tahapan utama, yaitu pengumpulan data transaksi dari CV SOSO Group Jombang, preprocessing data untuk membersihkan dan menyiapkan data, implementasi algoritma Apriori dan ECLAT, pembentukan aturan asosiasi, evaluasi performa algoritma, serta visualisasi hasil analisis. Dataset transaksi yang digunakan berasal dari penjualan selama bulan Oktober dan diolah menggunakan pendekatan Market Basket Analysis. Algoritma Apriori dan ECLAT diuji untuk menemukan pola pembelian pelanggan dengan mempertimbangkan faktor support, confidence, dan lift dalam aturan asosiasi. Evaluasi performa dilakukan dengan mengukur jumlah itemset yang dihasilkan, waktu komputasi, serta kualitas aturan yang diperoleh. Hasil penelitian menunjukkan adanya perbedaan signifikan antara kedua algoritma. Apriori lebih mudah diimplementasikan dan memberikan aturan yang lebih mudah dipahami oleh pengambil Keputusan, sedangkan ECLAT lebih unggul dalam efisiensi waktu dan penggunaan memori, terutama pada dataset berukuran kecil hingga menengah. Setelah dilakukan analisis perbandingan, didapatkan bahwa algoritma ECLAT lebih cepat dalam menemukan pola transaksi dengan waktu eksekusi yang lebih singkat dibandingkan Apriori. Namun, algoritma Apriori lebih efektif dalam menampilkan aturan asosiasi yang lebih jelas dan mudah diinterpretasikan. Dengan hasil tersebut, penelitian ini merekomendasikan penggunaan algoritma berdasarkan kebutuhan spesifik Apriori untuk analisis yang lebih interpretatif dan ECLAT untuk analisis dengan dataset yang lebih besar dan kompleks.

Kata Kunci — Apriori, ECLAT, Market Basket Analysis, Rekomendasi Diskon, Data Mining.

Abstract

This research aims to compare the performance of the Apriori and ECLAT algorithms in applying discounted goods recommendations on sales transaction data. The research method used involves six main stages, namely collecting transaction data from CV SOSO Group Jombang, preprocessing data to clean and prepare data, implementing the Apriori and ECLAT algorithms, forming association rules, evaluating algorithm performance, and visualizing analysis results. The transaction dataset used comes from sales during October and is processed using the Market Basket Analysis approach. Apriori and ECLAT algorithms are tested to find customer purchase patterns by considering the support, confidence, and lift factors in the association rules. Performance evaluation is done by measuring the number of itemsets generated, computation time, and the quality of the rules obtained. The results showed significant differences between the two algorithms. Apriori is easier to implement and provides rules that are more easily understood by decision makers, while ECLAT is superior in time efficiency and memory usage, especially on small to medium-sized datasets. After a comparative analysis, it was found that the ECLAT algorithm is faster in finding transaction patterns with a shorter execution time than Apriori.

However, Apriori algorithm is more effective in displaying association rules that are clearer and easier to interpret. With these results, this research recommends the use of algorithms based on specific needs, namely Apriori for more interpretative analysis and ECLAT for analysis with larger and more complex datasets.

Keywords — *Apriori, ECLAT, Market Basket Analysis, Discount Recommendation, Data Mining*

1. PENDAHULUAN

Pengelolaan data dan pemanfaatan data merupakan aset utama dalam menjalankan bisnis, terutama di sektor ritel, agar bisnis yang dijalankan dapat menghasilkan keuntungan. Data transaksi penjualan tidak hanya dapat menunjukkan aktivitas bisnis yang telah dilakukan, tetapi juga menangkap wawasan yang dapat Anda manfaatkan untuk meningkatkan ROI (*Return On Investment*) dari upaya pemasaran dan penjualan. Memanfaatkan data transaksi melalui data mining memungkinkan perusahaan memahami pola barang yang dibeli konsumen dan dapat memberikan rekomendasi diskon yang tepat sasaran. Salah satu teknik yang bisa di gunakan adalah Market Basket Analysis ialah salah cara yang dapat digunakan untuk menganalisis data transaksi. Analisis ini dapat membantu meningkatkan penjualan dengan menemukan pola pembelian yang sering terjadi [1]. Akibatnya, strategi promosi dan bundling produk dapat dilakukan dengan lebih akurat berdasarkan pola transaksi yang sudah terbentuk [2].

Pada strategi pemasaran produknya masih belum mendetail ke analisis data yang mendalam, perusahaan sering kali masih dijumpai menggunakan cara manual, yang dimana masih berdasarkan perkiraan dan tidak memiliki acuan yang jelas. Kondisi ini menyebabkan kampanye pemasaran tidak efektif dan pengeluaran yang tidak perlu. Penggunaan data transaksi penjualan perusahaan sebagai alat strategis untuk pemasaran produk dapat membantu meningkatkan penjualan dan pada akhirnya meningkatkan profitabilitas [3]. Bundling produk dan aktivitas promosi dapat dilakukan dengan lebih tepat dan berhasil dengan memanfaatkan data transaksi penjualan. Oleh karena itu, dibutuhkan data mining yang dapat membantu mengumpulkan informasi dari data transaksi penjualan untuk menghasilkan rekomendasi diskon yang lebih baik. Pola pembelian yang sering terjadi dapat diidentifikasi dari data transaksi yang tersedia yang pada akhirnya berguna bagi UMKM untuk meningkatkan penjualan produk mereka.

CV SOSO Group Jombang, sebuah toko ritel yang menjual sembako dan bahan kue, dapat meningkatkan penjualan dengan menggunakan analisis data transaksi. Perusahaan belum menggunakan teknologi data mining untuk membuat rekomendasi produk, meskipun ini dapat meningkatkan penjualan. Dengan mengetahui kebiasaan pembelian konsumen, metode bundling produk dan promosi yang lebih baik dapat dibuat. Hal ini diharapkan dapat meningkatkan penjualan produk unggulan dan mempercepat perputaran produk yang jarang terjual dengan penerapan yang tepat [1].

Dalam penelitian ini menggunakan algoritma Apriori dan Eclat, algoritma itu sendiri adalah dua metode yang sering digunakan dalam Market Basket Analysis untuk mengidentifikasi pola itemset yang sering muncul dalam transaksi penjualan. Algoritma Apriori bekerja dengan cara menemukan itemset yang sering muncul menggunakan pendekatan breadth-first search, sedangkan Eclat menggunakan metode depth-first search, yang memungkinkan algoritma Eclat bekerja lebih efisien pada dataset kecil hingga menengah [4][1]. Algoritma Eclat mampu mengurangi waktu pemrosesan dan kompleksitas memori dibandingkan dengan Apriori, terutama pada dataset yang lebih kecil dan menengah [2]. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan kinerja kedua algoritma ini saat menggunakan rekomendasi diskon produk pada CV SOSO Group Jombang. Algoritma yang tepat diharapkan dapat meningkatkan efektivitas kampanye pemasaran produk dan menemukan pola pembelian yang sering dengan menggunakan data transaksi yang ada. Rekomendasi paket produk yang sesuai dengan pola transaksi konsumen dapat meningkatkan penjualan produk dengan penggunaan data mining yang optimal [5]. Teknologi data mining juga menawarkan perusahaan ritel keuntungan besar dalam memahami

perilaku konsumen. Dalam analisis data transaksi, algoritma Apriori dan Eclat dapat membantu menemukan pola pembelian konsumen yang berulang. Perusahaan dapat membuat rekomendasi diskon produk yang lebih baik dengan mengetahui pola pembelian ini, baik melalui diskon maupun strategi bundling produk yang lebih efektif. Hasilnya, ada peningkatan kemungkinan keberhasilan penjualan karena kampanye pemasaran dapat disesuaikan dan disesuaikan dengan kebutuhan pelanggan.

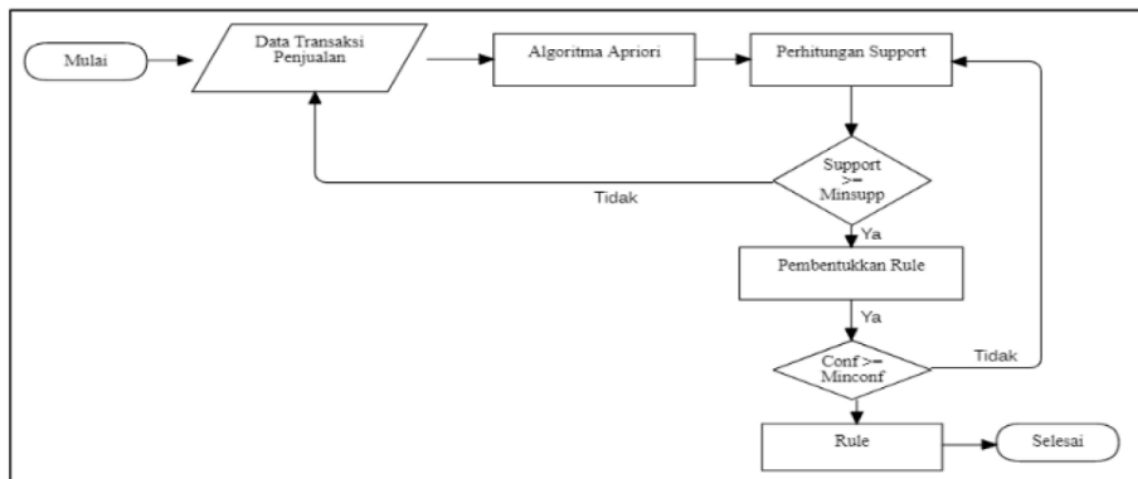
Kedua algoritma yang digunakan dalam penelitian ini, Apriori dan Eclat, masing-masing memiliki kelebihan dalam penggunaan Market Basket Analysis. Apriori populer karena mudah digunakan dan efektif pada dataset kecil, sementara Eclat lebih efisien pada dataset besar hingga menengah dengan lebih besar memori yang dibutuhkan. Dengan melihat bagaimana kedua algoritma ini bekerja, penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi yang paling efektif bagi CV SOSO Group Jombang dalam mengelola strategi penjualan dan promosi.

Diharapkan CV SOSO Group Jombang dapat membuat strategi promosi yang lebih tepat sasaran dengan menggunakan hasil analisis ini. Pola transaksi yang sering muncul dapat membantu bisnis membuat paket bundling produk yang menarik dan menerapkan diskon yang lebih menarik bagi pelanggan. Selain meningkatkan penjualan produk unggulan, strategi ini juga diharapkan dapat mempercepat perputaran produk yang kurang laku, sehingga stok produk dapat dikelola dengan lebih baik dan perusahaan dapat memperoleh keuntungan yang lebih besar. Penelitian ini juga melibatkan 3 cabang CV SOSO Group Jombang yang berada di Jombang Kota, Ngoro, dan Megaluh. 3 cabang tersebut akan menunjukkan produk apa saja yang masih tidak laku. Data penjualan barang perhari nya kisaran 2000 – 4000 barang terjual. Dengan adanya penelitian ini kita dapat melihat dan memberikan bundling barang untuk didiskon dengan barang yang paling tidak diminati di setiap tokonya.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Algoritma Apriori

Apriori adalah algoritma yang dirancang untuk membuat pola frekuensi tinggi dalam data. Pembangkitan kandidat dan pembentukan aturan adalah dua langkah utama dalam prosesnya. Persyaratan untuk pembangkitan kandidat adalah bahwa kandidat harus memiliki minimal dukungan. Untuk menghitung nilai kepercayaan, kandidat yang memenuhi syarat ini dipasangkan dengan bagian awal aturan (*antecedent*). Jika nilai kepercayaan aturan yang dibentuk lebih tinggi dari ambang kepercayaan minimal, aturan tersebut dimasukkan ke dalam tabel Apriori [6]. Algoritma Apriori digunakan untuk memprediksi kemungkinan munculnya pola atau kombinasi data tertentu. Dalam proses ini, k-itemset dibuat, yang diperoleh dari kombinasi besar (k-1)-itemset. Istilah yang digunakan untuk menggambarkan kombinasi data adalah item set atau himpunan item, yang merupakan kumpulan atas kombinasi variabel yang ada [7]. Langkah yang akan dilakukan untuk mendapat frequent itemset pada algoritma [8] dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1 Alur Proses apriori[9].

Algoritma Apriori merupakan algoritma yang paling terkenal untuk mencari aturan atau pola kemunculan yang digunakan untuk menemukan pola pembelian oleh konsumen[9]. Proses dimulai dengan inialisasi dan pengumpulan data yang akan digunakan dalam penelitian. Data yang digunakan merupakan data penjualan bulan Oktober CV SOSO Group Jombang. Data yang telah dikumpulkan dimasukkan ke dalam sistem untuk diproses lebih lanjut. Pada tahap ini, sistem mencari semua kombinasi itemset yang mungkin dari data yang tersedia. Setelah kombinasi itemset ditemukan, sistem akan memeriksa apakah proses pencarian telah selesai. Jika belum selesai, proses akan kembali mencari kombinasi itemset lainnya. Jika sudah selesai, kombinasi itemset yang terpilih akan ditentukan. Selanjutnya, sistem akan menghitung nilai support dan *confidence* dari setiap kombinasi itemset yang terpilih. *Support* merupakan frekuensi kemunculan suatu itemset dalam keseluruhan transaksi, sementara *confidence* adalah rasio kemunculan itemset tersebut dalam transaksi yang mengandung item tertentu. Proses berakhir setelah seluruh nilai support dan confidence dihitung, dan hasil ini dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut atau sebagai dasar dalam merekomendasikan produk diskon yang akan diberikan. Rumus manual untuk menjelaskan cara kerja algoritma apriori menggunakan *support*, *confidence*, *lift* seperti berikut:

1. *Support* untuk satu item:

$$supp(A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi A}}{\text{Jumlah Total Transaksi}} \times 100$$

2. *Support* untuk dua item:

$$supp(A, B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi A dan B}}{\text{Jumlah Total Transaksi}} \times 100$$

3. *Confidence*

$$Conf(A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi A}}{\text{Jumlah Total Transaksi A}}$$

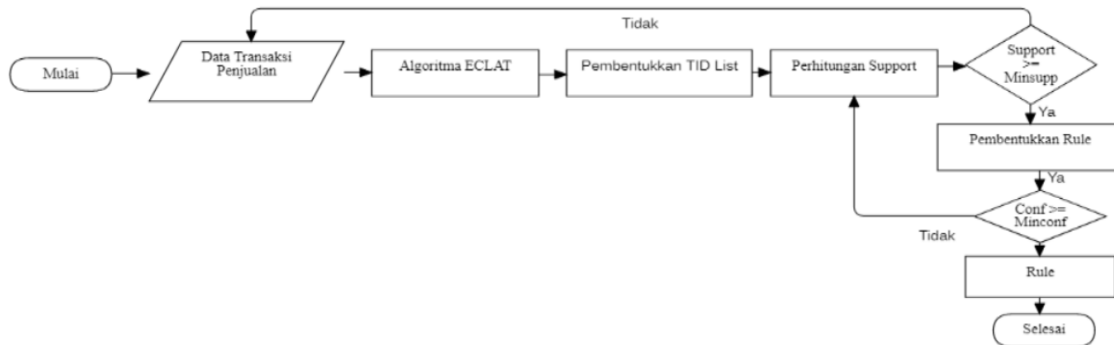
4. *Lift*

$$Lift(A \rightarrow B) = \frac{Conf(A \rightarrow B)}{Supp(B)}$$

2.2. Algoritma Eclat

Algoritma Eclat (*Equivalence Class Transformation*) adalah salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam association rule mining, yang menawarkan alternatif dari algoritma Apriori. Algoritma ini dikembangkan untuk mengatasi beberapa keterbatasan Apriori dengan menggunakan pendekatan pencarian yang berbeda. Berbeda dengan Apriori yang menggunakan pendekatan *breadth-first search* untuk menemukan frequent itemset, Eclat menggunakan

pendekatan *depth-first search* yang lebih efisien pada dataset kecil hingga menengah. Keunggulan utama dari Eclat adalah efisiensi memori dan waktu komputasi yang lebih baik melalui penggunaan tidset (transaction ID set) untuk menghasilkan frequent itemset. Representasi vertikal dari database transaksi di mana setiap item dikaitkan dengan daftar transaksi yang memuatnya memungkinkan Eclat menghitung support itemset secara efisien melalui operasi interseksi tidset [10]. Prosesnya meliputi transformasi database ke format vertikal, pembentukan tidset untuk setiap item, penghitungan support melalui operasi interseksi, serta pembangkitan frequent itemset melalui pendekatan *depth-first*. Namun, kekurangan Eclat termasuk peningkatan kebutuhan memori pada dataset yang sangat besar. Alur proses algoritma Eclat dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2 Alur proses eclat [9]

Algoritma eclat merupakan algoritma yang bekerja dengan mengelompokkan item item yang sama kedalam sebuah kelas berdasarkan item yang digunakan. Eclat bekerja dengan mencari pola yang sering terjadi bersama keranjang belanja. Algoritma eclat mengelompokkan menggunakan pencarian terdalam dengan menggunakan TID-list sehingga tidak perlu menghitung itemset semua [9]. Data yang akan digunakan dalam penelitian diinisialisasi dan dikumpulkan sebelum proses dimulai. Data yang digunakan adalah penjualan CV SOSO Group Jombang bulan Oktober. Data yang dikumpulkan dimasukkan ke dalam sistem untuk diproses. Pada tahap ini, sistem akan membuat TID-list untuk setiap item, yang merupakan daftar transaksi di mana item tersebut muncul. Setelah TID-list terbentuk, sistem akan melakukan pencarian pola dengan menginterseksi TID-list dari dua atau lebih item untuk menemukan itemset yang sering muncul bersama. Setelah itu, sistem akan memeriksa apakah proses pencarian itemset yang sering muncul telah selesai. Jika tidak, algoritma akan terus melakukan pencarian dengan menggunakan pencarian terdalam pada kombinasi list TID lainnya. Setelah pencarian selesai, itemset yang sering ditemukan akan disimpan untuk tahap berikutnya. Setelah itu selesai, sistem akan menghitung support untuk setiap itemset yang ditemukan, yaitu frekuensi mereka muncul dalam keseluruhan transaksi. Setelah menghitung semua item sering dan bantuan, proses berakhir. Algoritma Eclat ini dapat digunakan untuk analisis tambahan atau sebagai dasar untuk merekomendasikan produk dengan harga diskon, terutama produk yang sering muncul bersama dalam transaksi. Karena pendekatannya yang tidak memerlukan scan database berulang, Algoritma Eclat dapat menyelesaikan proses pencarian pola ini dengan lebih cepat dan efisien dibandingkan Apriori. Rumus manual untuk menjelaskan cara kerja algoritma Eclat dengan menggunakan TID-List. Menggunakan rumus yang sama support dan confidence, tetapi dengan penjelasan bahwa dalam eclat, TID-list digunakan untuk menghitung support melalui interseksi transaksi seperti berikut:

1. *Support* untuk satu item:

$$supp(A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi } A}{\text{Jumlah Total Transaksi}} \times 100$$

2. *Support* untuk dua itemset menggunakan interseksi TID-list:

$$\text{supp}(A, B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi untuk A dan B (interseksi TID)}}{\text{Jumlah Total Transaksi}} \times 100$$

3. Confidence:

$$\text{Conf}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi A}}{\text{Jumlah Total Transaksi A}}$$

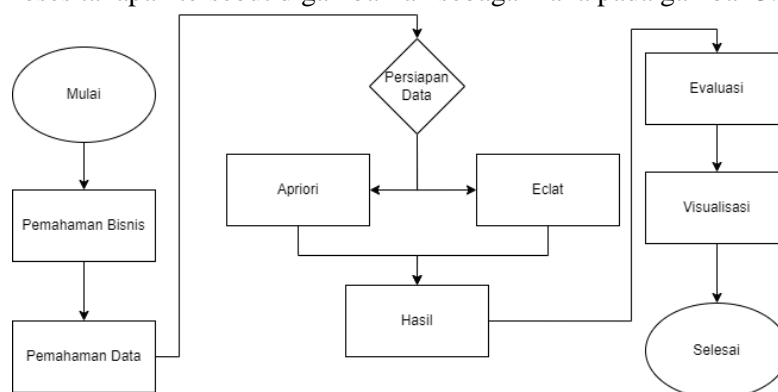
2.3. Perbandingan Algoritma Apriori dan Eclat

Perbandingan kinerja algoritma Apriori dan Eclat (*Equivalence Class Transformation*) menunjukkan perbedaan yang signifikan dalam hal penerapan rekomendasi diskon pada data transaksi CV SOSO GROUP Jombang. Pendekatan pencarian breadth-first Algoritma Apriori cenderung membutuhkan waktu komputasi yang lebih lama, terutama ketika menganalisis dataset transaksi yang besar. Hal ini disebabkan oleh teknik penggabungan dan pemangkasannya, yang menghasilkan banyak itemset kandidat dan memerlukan beberapa scanning pada database transaksi. Sebaliknya, algoritma Eclat menunjukkan kinerja yang lebih efisien dalam hal waktu dan penggunaan memori, terutama untuk dataset transaksi CV SOSO GROUP berukuran kecil hingga menengah. Ini ditunjukkan oleh pendekatan pencarian tingkat pertama dan representasi data vertikalnya. Ini karena Eclat dapat menangani kendala memori pada dataset yang lebih besar, sementara Apriori mengevaluasi aturan asosiasi menggunakan lift, confidence, dan metrik dukungan. Untuk sistem rekomendasi diskon CV SOSO GROUP Jombang, pemilihan antara kedua algoritma ini akan sangat bergantung pada ukuran data dan kompleksitas pola pembelian pelanggan. Setelah mengetahui semua prosesnya akan memunculkan perbandingan seperti waktu yang dapat melihat seberapa cepat masing-masing algoritma memproses data. Kedua jumlah itemset frequent yang dimana membandingkan jumlah itemset frequent yang dihasilkan oleh masing-masing algoritma. Yang terakhir membandingkan kinerja kedua algoritma ini akan memberikan wawasan tentang metode yang paling efektif untuk menemukan diskon yang relevan dalam data transaksi [4].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Tahapan Penelitian

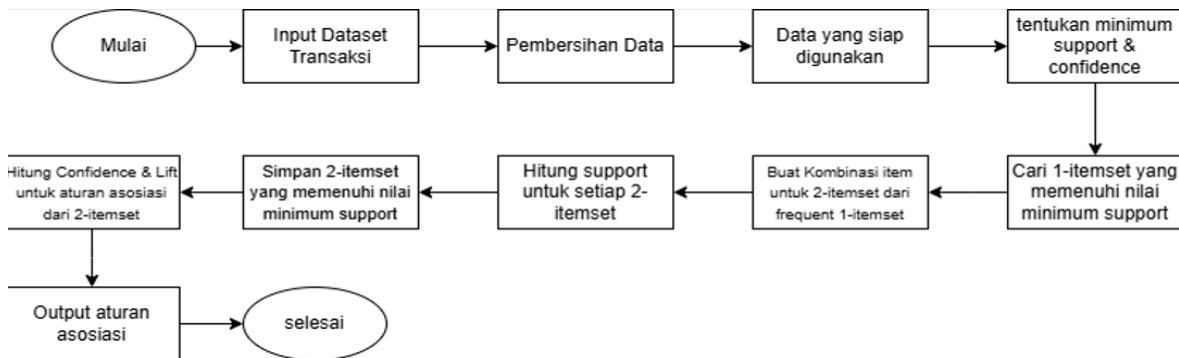
Pada penelitian ini dilakukan dengan beberapa prosedur penelitian yang dimana dilakukan fase pemahaman bisnis, fase pemahaman data, fase persiapan data, fase pemodelan, dan diakhiri dengan hasil. Proses tahapan tersebut digambarkan sebagaimana pada gambar 3.



Gambar 3. Prosedur Penelitian

3.2. Algoritma Apriori

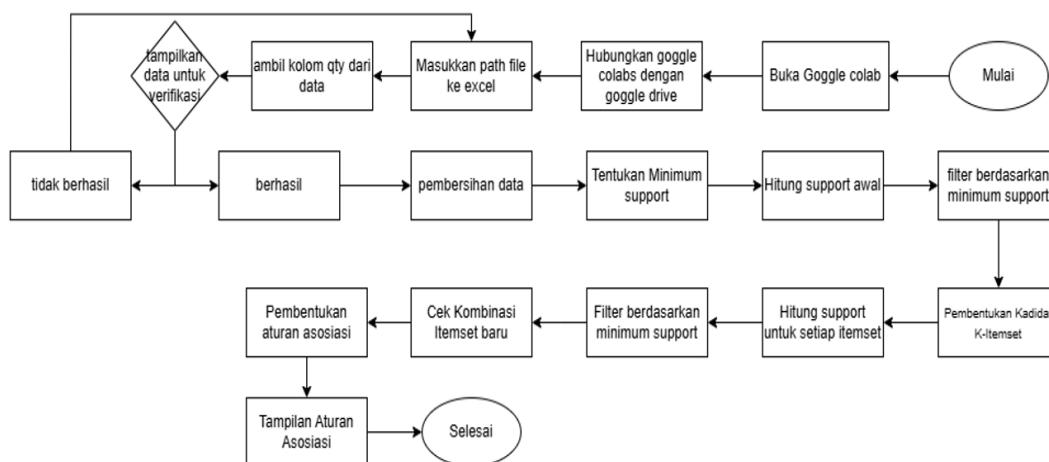
Algoritma Apriori sendiri mencari pola item yang sering muncul dalam transaksi penjualan menggunakan metode iterative yang berbasis aturan asosiasi. Langkah-langkah yang diambil pada alur algoritma apriori dapat dilihat pada flowchart gambar 4:



Gambar 4 Proses Apriori

Algoritma Apriori dimulai dengan memuat dataset transaksi, yang mendaftarkan semua barang yang dibeli dalam setiap transaksi. Setelah dataset dimuat, sistem akan menemukan kolom yang perlu dianalisis, seperti "QTY Barang" bisa juga "Nama Barang". Selanjutnya, baris yang kosong atau tidak lengkap akan dihapus untuk memastikan bahwa hanya data yang valid yang digunakan. Setelah data dibersihkan, tipe data di kolom diubah sesuai kebutuhan untuk memastikan data konsisten. Selanjutnya, data dinormalisasi jika diperlukan untuk mencegah nilai yang tidak sesuai atau berlebihan. Sistem akan membuat format data yang sesuai untuk analisis setelah data tersedia, dan setiap transaksi akan diubah menjadi sekumpulan item. Langkah berikutnya adalah menentukan *minimum support* dan *confidence* yang akan digunakan sebagai batas untuk memilih item set yang paling sering digunakan. Proses Apriori dimulai dengan mencari 1-itemset yang memenuhi nilai *minimum support* dan kemudian disimpan sebagai frequent 1-itemset. Kemudian, kombinasi item 2-itemset dibuat dari frequent 1-itemset, dan nilai *minimum support* untuk setiap 2-itemset dihitung. Hanya 2-itemset yang memenuhi nilai *minimum support* yang disimpan sebagai *frequent itemset*. Selanjutnya, algoritma menghitung *confidence* dan *lift* untuk aturan asosiasi yang dibuat dari dua set item. Aturan asosiasi yang memenuhi kriteria ditampilkan sebagai output. Setelah semua aturan asosiasi yang relevan ditemukan, proses berakhir.

Pengimplementasian perhitungan untuk algoritma Apriori dalam menyelesaikan studi kasus untuk rekomendasi diskon pada data CV SOSO Group Jombang. Flowchar implementasi program apriori dapat dilihat pada gambar 5 yang berada tepat dibawah ini.

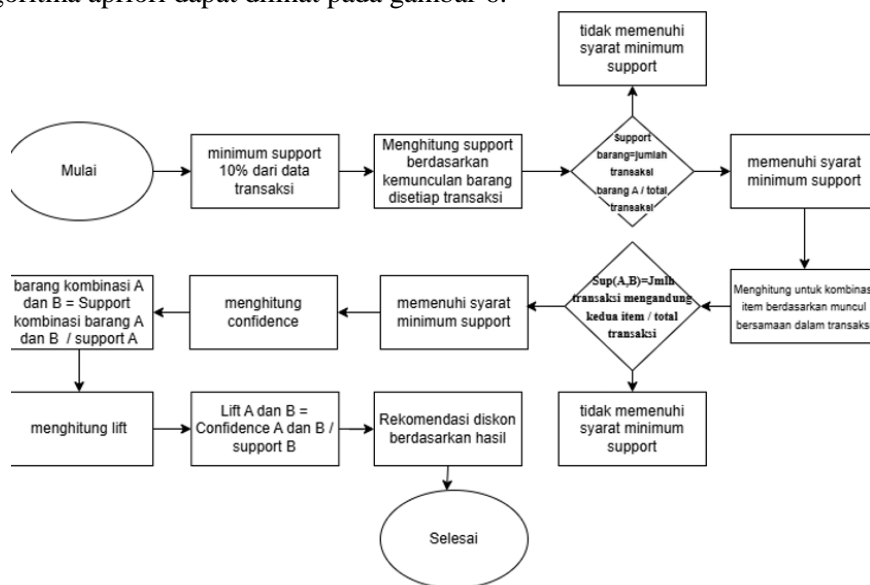


Gambar 5 implementasi program Apriori

Proses dimulai dengan membuka Google Colab dan menghubungkannya dengan Google Drive agar dapat mengakses data transaksi yang tersimpan dalam file Excel. Selanjutnya, path file Excel dimasukkan untuk memuat data transaksi ke dalam DataFrame menggunakan library

pendas. Kolom qty (jumlah item) kemudian diambil untuk dianalisis lebih lanjut. Data yang berhasil diambil ditampilkan untuk memverifikasi kebenarannya. Jika data tidak berhasil diakses, maka proses berhenti sementara untuk pengecekan. Setelah data siap, proses pembersihan dilakukan untuk memastikan hanya data yang valid yang digunakan. Langkah awal pemrosesan adalah menentukan nilai *minimum support* sebagai batas minimal frekuensi item atau itemset yang akan dipertimbangkan. Kemudian, *support* awal dihitung untuk setiap item qty dengan rumus $Support(qty) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung qty}}{\text{total transaksi}}$. Hanya item yang memenuhi nilai support melebihi atau sama dengan *min_support* yang disaring dan dipilih untuk tahap berikutnya, pembentukan kandidat itemset k-itemset dengan menggabungkan item item yang terpilih. Kadidat Itemset C_k ini dibentuk dengan ukuran $k=2,3,\dots$ dst, dimana setiap kadidat dihitung nilai *supportnya* dengan rumus $support Support(S) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung S}}{\text{total transaksi}}$. itemset yang memenuhi *min_support* dilanjutkan ke iterasi berikutnya sampai tidak ada lagi kombinasi itemset baru yang memenuhi syarat support, yang menandakan akhir dari pembentukan kandidat. Setelah itu, aturan asosiasi dibentuk dari pasangan itemset $A \rightarrow B$ dengan menghitung *confidence* dan *lift* dari aturan tersebut. Untuk rumus menghitung *confidence* dan *lift* rumus $confidence (A \rightarrow B) = \frac{Support A \cup B}{Support (A)}$, untuk lift nya $(A \rightarrow B) = \frac{Confidence (A \rightarrow B)}{Support (B)}$. Algoritma Apriori selesai dengan menampilkan aturan asosiasi yang memenuhi syarat *confidence* dan *lift* minimum.

Alur perhitungan manual algoritma Apriori berdasarkan studi kasus perhitungan tenang mencari rekomendasi barang diskon di CV SOSO Group Jombang. Untuk alur perhitungan manual algoritma apriori dapat dilihat pada gambar 6.



Gambar 6 Alur Perhitungan Manual Apriori

1. Menghitung Support

Support digunakan untuk mengukur seberapa sering suatu item atau kombinasi item muncul dalam dataset. Dalam hal ini, kita akan menghitung support untuk beberapa item sekaligus.

Ambang Minimum Support: Misalkan ditetapkan 10%.

Contoh Data: Dataset memiliki 20 transaksi.

a. Menghitung Support untuk Satu Item

Misalnya, item berikut ini memiliki jumlah kemunculan di 20 transaksi:

- Karet Gelang Warna 100 gr" muncul dalam 4 transaksi.
- Kecap Asin 135 ml" muncul dalam 5 transaksi.
- Gula Pasir 500 gr" muncul dalam 6 transaksi.

Rumus Support untuk satu item menyelesaikan penjumlahan data barang diatas:

$$Support(x) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } x}{\text{total transaksi}}$$

- Support(Karet Gelang Warna 100 gr) = $\frac{4}{20} = 0.20$ atau 20%
- Support(Kecap Asin 135 ml) = $\frac{5}{20} = 0.25$ atau 25%
- Support(Gula Pasir 500 gr) = $\frac{6}{20} = 0.30$ atau 30%

Karena ketiganya memiliki support di atas 10%, mereka memenuhi syarat untuk analisis lebih lanjut.

b. Menghitung Support untuk Kombinasi Item

Misalkan beberapa pasangan item berikut ini muncul bersama dalam dataset:

- {Karet Gelang Warna 100 gr, Kecap Asin 135 ml} muncul dalam 3 dari 20 transaksi.
- {Karet Gelang Warna 100 gr, Gula Pasir 500 gr} muncul dalam 2 dari 20 transaksi.
- {Kecap Asin 135 ml, Gula Pasir 500 gr} muncul dalam 4 dari 20 transaksi.

Rumus Support untuk dua item {A, B}: $Support(S) = \frac{\text{Jumlah barang muncul bersamaan}}{\text{total transaksi}}$

Perhitungannya adalah sebagai berikut:

- Support({Karet Gelang Warna 100 gr, Kecap Asin 135 ml}) = $\frac{3}{20} = 0.15$ atau 15%
- Support({Karet Gelang Warna 100 gr, Gula Pasir 500 gr}) = $\frac{2}{20} = 0.10$ atau 10%
- Support({Kecap Asin 135 ml, Gula Pasir 500 gr}) = $\frac{4}{20} = 0.20$ atau 20%

Semua kombinasi memenuhi syarat ambang minimum 10%, sehingga bisa dipertimbangkan dalam analisis lebih lanjut.

2. Menghitung Confidence

Confidence mengukur seberapa sering item B muncul dalam transaksi yang juga mengandung item A.

Rumus Confidence untuk Aturan Asosiasi {A} → {B} ($A \rightarrow B$) = $\frac{\text{Support kombinasi barang A dan B}}{\text{Support (A)}}$

Hasil perhitungan confidence untuk beberapa pasangan:

- Confidence(Karet Gelang Warna 100 gr → Kecap Asin 135 ml) = $\frac{\text{Support}(\{\text{KaretGelangWarna100gr}, \text{KecapAsin135ml}\})}{\text{Support}(\{\text{KaretGelangWarna100gr}\})} = \frac{3/20}{4/20} = \frac{3}{4} = 75\%$
- Confidence(Kecap Asin 135 ml → Gula Pasir 500 gr) = $\frac{\text{Support}(\{\text{KecapAsin135ml}, \text{GulaPasir500gr}\})}{\text{Support}(\{\text{KecapAsin135ml}\})} = \frac{4/20}{5/20} = \frac{4}{5} = 80\%$
- Confidence(Gula Pasir 500 gr → Karet Gelang Warna 100 gr) = $\frac{\text{Support}(\{\text{GulaPasir500gr}, \text{KaretGelangWarna100gr}\})}{\text{Support}(\{\text{Gulapasir500gt}\})} = \frac{2/20}{6/20} = \frac{1}{3} = 33\%$

3. Menghitung Lift

Lift mengukur kekuatan asosiasi antara dua item dibandingkan dengan kemunculan mereka secara acak. Dengan rumus ($A \rightarrow B$) = $\frac{\text{Confidence (A} \rightarrow \text{B)}}{\text{Support (B)}}$

Lift (Karet Gelang Warna 100 gr → Kecap Asin 135 ml)

- Support(Kecap Asin 135 ml) = 0.25.
Lift = $\frac{0,75}{0,25} = 3.0$

- Lift sebesar 3.0 menunjukkan bahwa pembelian "Karet Gelang Warna 100 gr" meningkatkan kemungkinan pembelian "Kecap Asin 135 ml" sebanyak tiga kali lipat.

Lift (Kecap Asin 135 ml → Gula Pasir 500 gr)

- Support(Gula Pasir 500 gr) = 0.30.

$$\text{Lift} = \frac{0,80}{0,30} = 2.67$$

- Lift sebesar 2.67 menunjukkan asosiasi yang kuat antara "Kecap Asin 135 ml" dan "Gula Pasir 500 gr".

Lift (Gula Pasir 500 gr → Karet Gelang Warna 100 gr)

- Support(Karet Gelang Warna 100 gr) = 0.20.

$$\text{Lift} = \frac{0,33}{0,20} = 1.65$$

- Lift sebesar 1.65 menunjukkan adanya asosiasi positif antara "Gula Pasir 500 gr" dan "Karet Gelang Warna 100 gr".

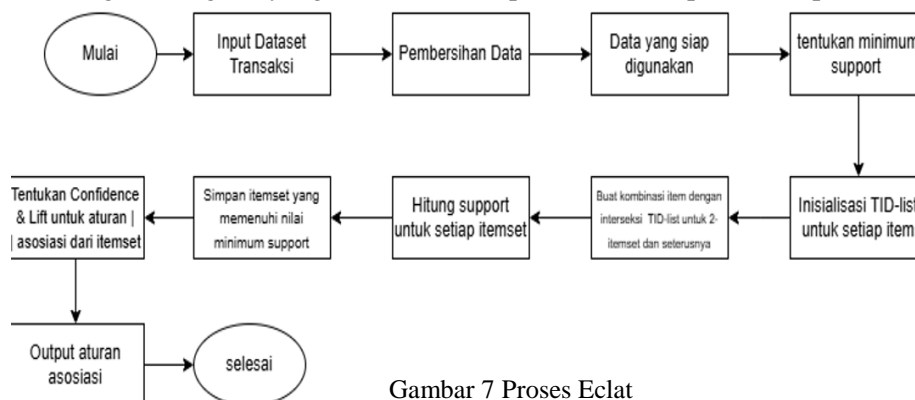
4. Rekomendasi Diskon Berdasarkan Hasil

Berdasarkan hasil perhitungan di atas:

- Pasangan {Karet Gelang Warna 100 gr, Kecap Asin 135 ml} memiliki confidence 75% dan lift 3.0.
- Rekomendasi Diskon: Berikan diskon pada "Kecap Asin 135 ml" saat pelanggan membeli "Karet Gelang Warna 100 gr", karena kombinasi ini memiliki asosiasi yang kuat.
- Pasangan {Kecap Asin 135 ml, Gula Pasir 500 gr} juga memiliki asosiasi kuat (confidence 80% dan lift 2.67), sehingga memberikan diskon pada "Gula Pasir 500 gr" ketika "Kecap Asin 135 ml" dibeli juga menjadi strategi yang baik.

3.3. Algoritma Eclat

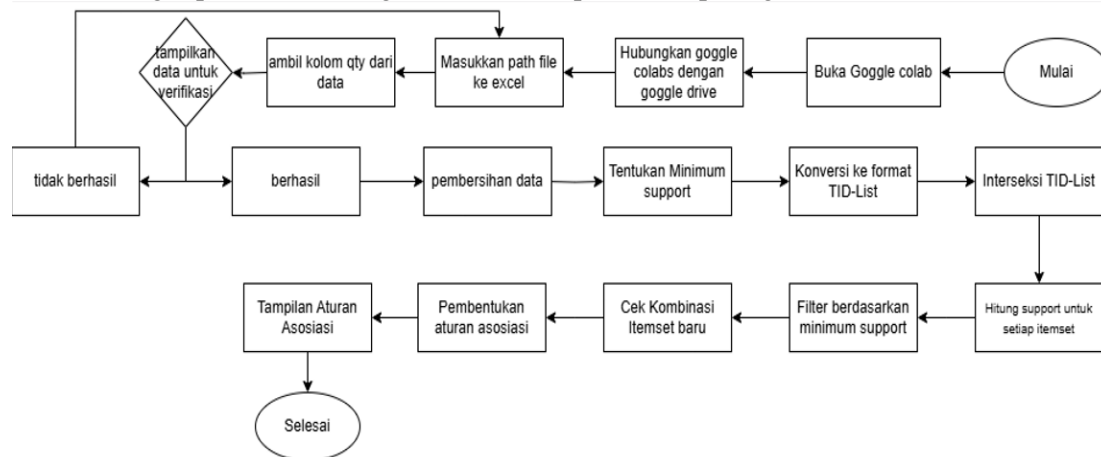
Algoritma Eclat dengan Pendekatan vertikal melalui TID-list adalah cara algoritma Eclat bekerja dengan baik pada dataset kecil hingga menengah karena memungkinkan pencarian itemset sering melalui interseksi TID-list. Namun, karena panjang TID-list, algoritma Eclat menghadapi masalah saat menggunakan dataset besar, yang memerlukan lebih banyak memori dan waktu komputasi. Untuk mengatasi masalah ini, struktur data terkompresi atau pendekatan *divide* dan *conquer* serta teknik pemangkasan awal dengan menaikkan *minimum support* dapat digunakan. Langkah-langkah yang diambil dalam proses Eclat dapat dilihat pada flowchart 7.



Gambar 7 Proses Eclat

Algoritma Eclat dimulai dengan dataset transaksi yang mencakup semua barang yang dibeli dalam setiap transaksi. Algoritma akan menemukan kolom yang diperlukan untuk analisis, seperti kolom dan ID transaksi, setelah dataset dimuat. Untuk menjaga kualitas data, baris data yang kosong atau tidak lengkap dihapus. Setelah pembersihan, tipe data kolom diubah sesuai dengan kebutuhan analisis, dan jika diperlukan, proses normalisasi dilakukan. Setelah data dipersiapkan,

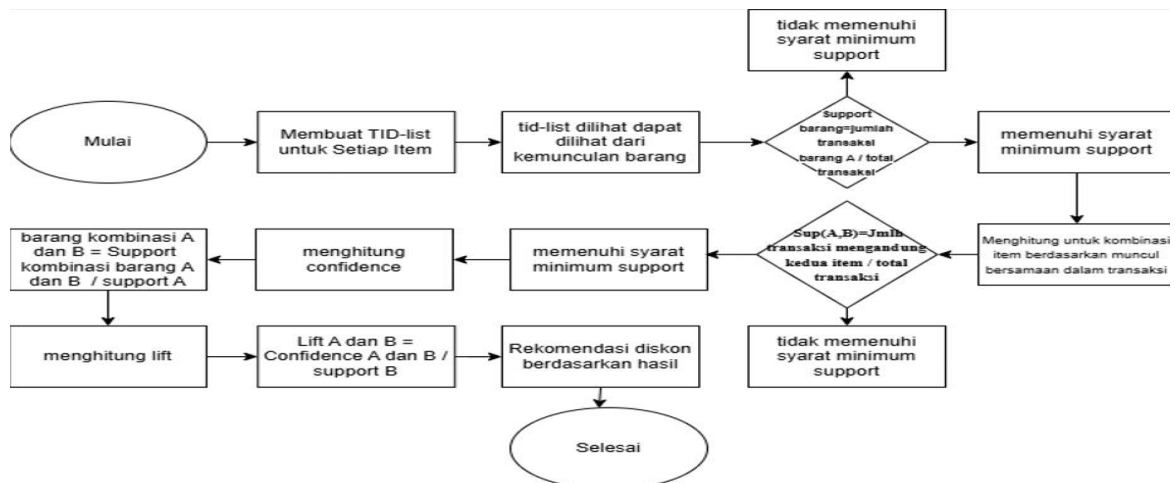
sistem akan membuat format data untuk analisis dalam bentuk TID-list (Transaction ID List), yang berisi daftar ID transaksi di mana item tertentu muncul. Setelah TID-list dibuat untuk setiap item, langkah berikutnya adalah menentukan nilai minimum support. Proses Eclat terus mencari kombinasi itemset dengan menginterseksi daftar TID untuk dua itemset dan seterusnya. Sebuah kumpulan item yang memiliki *minimum support* disimpan sebagai kumpulan item sering. Sistem menghitung *confidence* dan *lift* untuk setiap aturan asosiasi yang dibuat dari itemset yang memenuhi kriteria setelah semua itemset ditemukan. Aturan asosiasi yang memenuhi ambang minimum ditampilkan sebagai hasil akhir, dan setelah semua aturan ditemukan, proses Eclat berakhir. Pengimplementasian algoritma Eclat dapat dilihat pada gambar 8.



Gambar 8 Implementasi Eclat

Proses dimulai dengan membuka Google Colab dan menghubungkannya dengan Google Drive agar dapat mengakses data transaksi yang tersimpan dalam file Excel. Selanjutnya, path file Excel dimasukkan untuk memuat data transaksi ke dalam DataFrame menggunakan library pandas. Kolom qty (jumlah item) kemudian diambil untuk dianalisis lebih lanjut. Data yang berhasil diambil ditampilkan untuk memverifikasi kebenarannya. Jika data tidak berhasil diakses, maka proses berhenti sementara untuk pengecekan. Setelah data siap, proses pembersihan dilakukan untuk memastikan hanya data yang valid yang digunakan, lalu nilai *min_support* ditentukan. Langkah berikutnya adalah mengonversi data transaksi menjadi TID-list, yaitu daftar ID transaksi yang memuat setiap item I dalam transaksi. TID-list ini kemudian digunakan untuk melakukan interseksi pada setiap pasangan itemset. Jika terdapat pasangan item I_1 dan I_2 , maka itemset S dengan pasangan tersebut dapat dibentuk dengan cara menginterseksi TID-list kedua item, menghasilkan $T(S) = T(I_1) \cap T(I_2)$. Support untuk itemset S dihitung dengan rumus $Support(S) = \frac{|T(S)|}{\text{total transaksi}}$, yaitu jumlah ID transaksi yang terdapat dalam $T(S)$ dibagi dengan total transaksi. Itemset yang memenuhi *min_support* dilanjutkan ke proses interseksi untuk mencari kombinasi itemset yang lebih besar, hingga tidak ada kombinasi baru yang memenuhi syarat support minimum. Setelah semua itemset yang memenuhi syarat ditemukan, aturan asosiasi dibentuk dengan menghitung *confidence* dan *lift* menggunakan rumus yang sama seperti pada algoritma Apriori. Algoritma Eclat kemudian selesai dengan menampilkan aturan asosiasi yang memenuhi syarat *confidence* dan *lift* minimum.

Alur perhitungan manual algoritma Apriori berdasarkan studi kasus perhitungan tentang mencari rekomendasi barang diskon di CV SOSO Group Jombang. Untuk alur perhitungan manual Eclat dapat dilihat pada 9.



Gambar 9 Alur Perhitungan Manual Eclat

1. Memakai minimum support 5% dikarenakan jumlah transaksi yang 20 transaksi dengan menetapkan 5% minimum support agar mempermudah melihat barang yang lolos supportnya.
2. Mempersiapkan TID-List yaitu daftar ID transaksi di mana item tersebut muncul. Berdasarkan dataset dari CV SOSO Group Jombang, berikut ini adalah sebagian contoh TID-list:

Tabel 1 TID-List

Barang	TID-list
222 Karet Gelang Warna 100 gr	{1, 2}
222 Karet Gelang Warna 500 gr	{3}
58 Cuka Makan 135 ml	{4}
58 Kecap Asin 135 ml	{5, 6}
58 Kecap Ikan 275 ml	{7}
58 Kecap Inggris 135 ml	{8}
58 Minyak Wijen 275 ml	{9, 10}
58 Saus Rasa Raja 135 ml	{12}
58 Saus Tiram 135 ml	{13}
808 French Fries Shoestring 1 kg	{16}
808 French Fries Shoestring 2.5 kg	{17}

3. Menghitung Support untuk Setiap Item Tunggal (1-itemset) dengan rumus $Support(Barang) = \frac{Tid-List(Barang)}{total\ transaksi}$

Perhitungannya adalah sebagai berikut:

- 222 Karet Gelang Warna 100 gr: muncul di TID {1, 2}, sehingga $= \frac{2}{20} = 0.10$ atau 10%
- 222 Karet Gelang Warna 500 gr: muncul di TID {3}, sehingga $= \frac{1}{20} = 0.05$ atau 5%
- 58 Cuka Makan 135 ml: muncul di TID {4}, sehingga $= \frac{1}{20} = 0.05$ atau 5%
- 58 Kecap Asin 135 ml: muncul di TID {5, 6}, sehingga $= \frac{2}{20} = 0.10$ atau 10%

Satu kombinasi memenuhi syarat minimum support 5%, sehingga bisa dipertimbangkan dalam analisis lebih lanjut.

4. Membuat Kombinasi Item (2-Itemset) dan Menghitung Support

Selanjutnya, kita buat kombinasi 2-itemset dari item tunggal yang lolos minimum support. Kita ambil contoh kombinasi berikut:

- (222 Karet Gelang Warna 100 gr, 58 Kecap Asin 135 ml)
Untuk menghitung support kombinasi ini, kita cari transaksi yang memuat kedua item ini. Dengan rumus dibawah ini

$$\text{Support}(\{\text{KaretGelangWarna100gr, KecapAsin135ml}\}) = \frac{|\text{TID} - \text{list}(A) \cap \text{TID} - \text{list}(B)|}{\text{Total transaksi}} = \frac{1}{20} = 5\%$$

5. Menghitung Confidence dan Lift

Jika ada itemset yang memenuhi minimum support, kita lanjutkan dengan menghitung confidence dan lift.

Misalkan kita menghitung asosiasi dari kombinasi barang ($A \rightarrow B$), dengan:

A = "222 Karet Gelang Warna 100 gr"

B = "58 Kecap Asin 135 ml"

Misalkan kita ketahui:

Support($A \cap B$)=5% Support($A \cap B$)=5%

Support(A)=10% Support(A)=10%

Support(B)=10% Support(B)=10%

Menghitung Confidence

Confidence mengukur seberapa sering item B muncul dalam transaksi yang juga mengandung item A.

Rumus Confidence untuk Aturan Asosiasi $\{A\} \rightarrow \{B\}$ ($A \rightarrow B$) = $\frac{\text{Support kombinasi barang A dan B}}{\text{Support (A)}}$

Hasil perhitungan confidence untuk beberapa pasangan:

- Confidence(Karet Gelang Warna 100 gr \rightarrow Kecap Asin 135 ml) = $\frac{\text{Support}(\{\text{KaretGelangWarna100gr, KecapAsin135ml}\})}{\text{Support}(\{\text{KaretGelangWarna100gr}\})} = \frac{5\%}{10\%} = 50\%$

Menghitung Lift

Lift mengukur kekuatan asosiasi antara dua item dibandingkan dengan kemunculan mereka secara acak. Dengan rumus ($A \rightarrow B$) = $\frac{\text{Confidence (A} \rightarrow \text{B)}}{\text{Support (B)}}$

- Lift(Karet Gelang Warna 100 gr \rightarrow Kecap Asin 135 ml) = $\frac{\text{Support}(\{\text{KaretGelangWarna100gr, KecapAsin135ml}\})}{\text{Support}(\{\text{KaretGelangWarna100gr}\})} = \frac{5\%}{10\%} = 5$

6. Menyusun Rekomendasi Barang Diskon

Berdasarkan hasil asosiasi di atas, kita dapat menentukan rekomendasi barang untuk diberi diskon jika terdapat asosiasi yang kuat antara dua barang. Dalam hal ini, lift > 1 menunjukkan asosiasi positif yang kuat, artinya pembelian salah satu barang berpotensi meningkatkan pembelian barang lainnya.

Contoh rekomendasi:

- Jika "222 Karet Gelang Warna 100 gr" sering dibeli bersamaan dengan "58 Kecap Asin 135 ml," maka memberikan diskon pada salah satu barang dapat mendorong pembelian kedua barang tersebut secara bersamaan.

Misalnya, berikan diskon pada "58 Kecap Asin 135 ml" untuk meningkatkan penjualan "222 Karet Gelang Warna 100 gr" atau sebaliknya.

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian mengenai perbandingan algoritma Apriori dan Eclat dalam menerapkan rekomendasi barang diskon pada data transaksi CV SOSO Group Jombang menunjukkan bahwa:

1. Algoritma Apriori dapat digunakan untuk merekomendasikan paket produk diskon. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa kelompok produk yang sering dibeli bersamaan memiliki hasil optimal dengan min support sebesar 0,1. Paket produk yang disarankan mencakup: a) Apabila “French Fries Shoestring 500 gr” dibeli, maka “Agarasa Coklat 22 gr” juga akan dibeli. b) Apabila “Agarasa Coklat 22 gr” dibeli, maka “French Fries Shoestring 500 gr” juga akan dibeli. c) Apabila “Minyak Wijen 600 ml” dibeli, maka “Agarasa Coklat 22 gr” juga akan dibeli. d) Apabila “Agarasa Coklat 22 gr” dibeli, maka “Minyak Wijen 600 ml” juga akan dibeli. Paket produk yang direkomendasikan menggunakan algoritma Apriori adalah French Fries Shoestring 500 gr, Agarasa Coklat 22 gr, dan Minyak Wijen 600 ml.
2. Algoritma Eclat juga berhasil diterapkan dalam merekomendasikan paket produk diskon di CV SOSO Group Jombang. Dengan min support 0,1, algoritma Eclat memberikan hasil yang serupa dengan Apriori, dengan rekomendasi produk yang sama yaitu French Fries Shoestring 500 gr, Agarasa Coklat 22 gr, dan Minyak Wijen 600 ml.
3. Dalam hal performa, algoritma Eclat lebih unggul dalam kecepatan pemrosesan dibandingkan dengan Apriori. Algoritma Apriori membutuhkan waktu 3 detik untuk menyelesaikan proses, sedangkan Eclat hanya memerlukan 0 detik. Efisiensi ini terutama disebabkan oleh pendekatan pencarian berbasis depth-first pada Eclat dibandingkan dengan breadth-first pada Apriori.
4. Berdasarkan perbandingan dari jumlah itemset yang dihasilkan, algoritma Apriori dan Eclat sama-sama mampu menghasilkan rekomendasi diskon yang relevan untuk meningkatkan penjualan produk di CV SOSO Group Jombang. Namun, pemilihan algoritma sebaiknya mempertimbangkan ukuran dataset dan kebutuhan kecepatan proses.

5. SARAN

Beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan lebih lanjut dari penelitian ini adalah sebagai berikut: 1) Mengintegrasikan algoritma lainnya selain Apriori dan Eclat, seperti algoritma Eclat atau algoritma lainnya yang lebih baru, untuk mendapatkan hasil rekomendasi yang lebih optimal dan sesuai dengan kebutuhan bisnis. 2) Mempertimbangkan penerapan metode visualisasi data yang lebih interaktif untuk memudahkan pihak manajemen dalam menganalisis pola pembelian konsumen dan menentukan strategi promosi yang lebih efektif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Arfiansyah, W., & Setiawan, I. R. (2022). Sistem Rekomendasi Paket Diskon Barang dengan Algoritma Apriori di Toko Rzyzy. 15(2), 379–389
- [2]. Patandean, L. S., Palelleng, S., & ... (2023). Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Eclat (Studi Kasus: Transaksi Penjualan Di Minimarket). INFINITY: UKI Toraja ..., 3(1), 21–24. <https://doi.org/10.34148/infinity.v9i1.xxx>
- [3]. Rizky, A. R., & Sadikin, M. (2019). Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan Data Mining using Apriori Algorithm for Product Recommendation for Customers. 7(June), 103–108. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.7.3.2019.103-108>
- [4]. Kansal, M., Tanwar, K., Pandey, A. K., Kumar, V., Singh, P., & Upadhyay, S. (2023). Implementing Market Basket Analysis Using Eclat And Apriori Algorithm On Grocery Product Marketing Strategy. 2023 3rd International Conference on Advancement in

- Electronics and Communication Engineering, AECE 2023, 465–469. <https://doi.org/10.1109/AECE59614.2023.10428169>
- [5]. Robu, V., & Dos Santos, V. D. (2019). Mining frequent patterns in data using apriori and eclat: A comparison of the algorithm performance and association rule generation. 2019 6th International Conference on Systems and Informatics, ICSAI 2019, Icsai, 1478–1481. <https://doi.org/10.1109/ICSAI48974.2019.9010367>
- [6]. Pabendon, A. A. C., & Purnomo, H. D. (2023). Penerapan Algoritma Apriori dan FP-Growth Untuk Market Basket Analisis Pada Data Transaksi NonPromo. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 7(3), 975. <https://doi.org/10.30865/mib.v7i3.6153>
- [7]. Thoriq, F., Muhammad, N., Vlandari, R. T., & Harsadi, P. (2022). Implementasi Algoritma Apriori Pada Penentuan Kombinasi Menu Umkm XYZ Sukoharjo. 10(2).
- [8]. Martiwansyah, T., Alita, D., Isnain, A. R., & Nuroji, N. (2023). Penerapan Algoritma Apriori untuk Menentukan Tata Letak Barang (Studi Kasus: Swalayan S&M Mart). *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 4(2), 167–175. <https://doi.org/10.33365/jatika.v4i2.2594>
- [9]. Ike Septi Nindyaa, Gusmelia Testiana, I. D. J. (2023). View of Implementasi Algoritma Apriori dan ECLAT (Equivalence Class Transformation) Pada Data Transaksi Penjualan.pdf
- [10].Aldino, A. (2022). Penerapan Algoritma Eclat Dan Apriori Pada Data Mining Untuk Market Baset Analisis Penjualan. In *Jurnal Data Mining dan Sistem Informasi* (Vol. 3, Issue 2, p. 28). <https://doi.org/10.33365/jdmsi.v3i2.2207>
- [11].Ashari, I. A., Wirasto, A., Nugroho Triwibowo, D., & Purwono, P. (2022). Implementasi Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori untuk Analisis Pendapatan Usaha Retail. *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 21(3), 701–709. <https://doi.org/10.30812/matrik.v21i3.1439>
- [12].Febby Wilyani, Qonaah Nuryan Arif, & Fitri Aslimar. (2024). Pengenalan Dasar Pemrograman Python Dengan Google Colaboratory. *Jurnal Pelayanan Dan Pengabdian Masyarakat Indonesia*, 3(1), 08–14. <https://doi.org/10.55606/jppmi.v3i1.1087>
- [13].Ijfi Muzdhalifatul Inessthasia, Khalilullah Furqoon Muhammad, Leri Putri Zeli, Farezy Virgi, A. E. (2025). View of Perancangan Sistem Informasi Inventaris Barang Berbasis Web.pdf.
- [14].Zahra, F., Ridla, M. A., & Azise, N. (2024). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang (Studi Kasus: Toko Sinar Harahap). *JUSTIFY: Jurnal Sistem Informasi Ibrahimy*, 3(1), 55–65. <https://doi.org/10.35316/justify.v3i1.5335>
- [15].Deny Jollyta, W. R. (2020). Bab III Konsep Data Mining. In *Konsep Data Mining* (pp. 48-49). Sleman: Deepublish.