

Pemanfaatan Algoritma Eclat Dalam Penemuan Pola Transaksi Penjualan Produk *Haircare*

Bangkit Ardi Nugroho¹, Sri Siswanti²

¹ Program Studi Sarjana Informatika, Universitas Tiga Serangkai, Indonesia

¹22530012.bangkit@tsu.ac.id, ²siswanti@tsu.ac.id

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Received 2026-01-09

Revised 2026-06-09

Accepted 2026-06-14

Corresponding Author:

Bangkit Ardi Nugroho

Email: 22530012.bangkit@tsu.ac.id



This is an open access article under the [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.

Abstract – The professional haircare industry in Indonesia has experienced rapid growth, requiring companies to manage inventory more accurately and in a data-driven manner. Inefficient inventory management may lead to overstock or stockout conditions, resulting in operational inefficiencies and lost sales opportunities. This study aims to apply the Eclat algorithm to identify sales transaction patterns of professional haircare products at Inaura, to uncover significant product association patterns, and to formulate inventory management recommendations based on the analysis results. The research employs a quantitative data mining approach using market basket analysis. The dataset consists of sales transaction records of professional haircare products at Inaura from January to November 2025. The Eclat algorithm is implemented with a minimum support threshold of 5% and a maximum itemset length of four items to generate frequent itemsets and meaningful association rules. The results indicate that the Eclat algorithm effectively and efficiently identifies sales transaction patterns that represent customer purchasing behavior. Products such as neutralizers, oxidising creams, and straightening systems exhibit the highest support values and form functional and complementary purchasing patterns. The extracted patterns can be utilized to support inventory planning, product prioritization, and data-driven bundling strategies. This study provides practical contributions to inventory optimization at Inaura and academic contributions by demonstrating the application of the Eclat algorithm in the underexplored domain of the professional haircare industry.

Keywords: Data Mining, Market Basket Analysis, Eclat Algorithm, Sales Transaction Patterns, Inventory Management

Abstrak – Industri perawatan rambut profesional di Indonesia mengalami pertumbuhan yang pesat, sehingga menuntut perusahaan untuk mengelola persediaan secara lebih akurat dan berbasis data. Pengelolaan stok yang tidak optimal berpotensi menyebabkan overstock maupun stockout yang berdampak pada inefisiensi operasional dan hilangnya peluang penjualan. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma Eclat dalam mengidentifikasi pola transaksi penjualan produk haircare profesional di Inaura, mengungkap pola asosiasi antar produk yang signifikan, serta menyusun rekomendasi pengelolaan persediaan berbasis hasil analisis tersebut. Metode penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis data mining dengan teknik market basket analysis. Data yang dianalisis berupa riwayat transaksi penjualan produk haircare profesional Inaura periode Januari-November 2025. Algoritma Eclat diterapkan dengan minimum support sebesar 5% dan panjang maksimum itemset empat item untuk memperoleh frequent itemset dan aturan asosiasi yang relevan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Eclat mampu mengidentifikasi pola transaksi penjualan secara efektif. Produk-produk seperti neutralizer, oxidising cream, dan sistem straightening memiliki nilai support tertinggi dan membentuk pola keterkaitan pembelian yang bersifat fungsional dan saling melengkapi. Pola yang dihasilkan dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam pengelolaan stok, penentuan prioritas produk, serta penyusunan strategi bundling. Penelitian ini memberikan kontribusi praktis bagi optimalisasi manajemen persediaan Inaura dan kontribusi akademis melalui penerapan algoritma Eclat pada konteks industri haircare profesional yang masih terbatas dikaji.

Kata Kunci: Data Mining, Market Basket Analysis, Algoritma Eclat, Pola Transaksi Penjualan, Pengelolaan Stok

I. PENDAHULUAN

Industri perawatan rambut (haircare) di Indonesia menunjukkan tren pertumbuhan yang signifikan dalam beberapa tahun terakhir, seiring dengan meningkatnya volume dan nilai penjualan produk haircare, dan diproyeksikan terus berkembang hingga mencapai nilai pasar sebesar USD 1.632,59 juta pada tahun 2033 dengan rata-rata pertumbuhan tahunan sebesar 3,78%. [1]. Menurut laporan Expert Market Research (2024), produk yang paling banyak digunakan di segmen profesional meliputi sampo dan kondisioner, pewarna rambut, pelurusan, serta produk styling, dengan pertumbuhan paling cepat terjadi pada kategori pewarna rambut. Peningkatan permintaan ini tercermin pada meningkatnya aktivitas dan kompleksitas transaksi penjualan produk haircare, sehingga mendorong perusahaan untuk mengelola persediaan secara lebih akurat dan efisien, terutama dalam menganalisis pola transaksi penjualan yang merepresentasikan kecenderungan pembelian pelanggan. [2].

Pengelolaan stok yang tidak tepat, seperti terjadinya overstock maupun stockout, berpotensi menimbulkan pemborosan biaya penyimpanan, risiko produk kedaluwarsa, hingga hilangnya peluang penjualan dan penurunan kepuasan pelanggan [3]. Apabila stok terlalu banyak, perusahaan akan menanggung biaya penyimpanan serta risiko produk tidak terjual, sementara apabila stok terlalu sedikit, perusahaan dapat mengalami kehilangan peluang penjualan dan menurunnya tingkat pelayanan kepada pelanggan. Kondisi tersebut umum terjadi pada perusahaan distribusi berskala kecil hingga menengah, termasuk pada bisnis yang bergerak di segmen produk perawatan rambut profesional.

Inaura merupakan perusahaan produsen sekaligus distributor produk haircare profesional yang mencakup kategori shampoo, conditioner, smoothing, creambath, dan produk perawatan lainnya. Dalam praktik operasionalnya, perusahaan masih menghadapi permasalahan ketidakseimbangan stok akibat belum optimalnya pemanfaatan data transaksi penjualan. Selama ini, data transaksi penjualan lebih banyak digunakan sebagai dasar laporan penjualan sederhana dan belum dianalisis lebih lanjut untuk mengidentifikasi pola keterkaitan antar produk yang tercatat terjual secara bersamaan dalam satu transaksi. Padahal, pemanfaatan metode market basket analysis memungkinkan perusahaan mengungkap pola keterkaitan antarproduk dalam transaksi penjualan, yang dapat digunakan sebagai dasar pendukung optimalisasi pengelolaan stok [4].

Dalam penelitian ini, istilah pola transaksi penjualan merujuk pada pola kemunculan dan keterkaitan antar produk yang tercatat terjual secara bersamaan dalam satu transaksi penjualan. Dengan demikian, analisis pola transaksi penjualan secara konseptual merepresentasikan pola pembelian pelanggan yang terekam dalam data penjualan perusahaan, tanpa mengesampingkan fokus utama penelitian pada transaksi penjualan sebagai sumber data analisis.

Secara umum, data mining merupakan proses penggalian informasi penting dari database berukuran besar melalui teknik pengenalan pola berbasis computer [5]. Data mining terdiri atas beberapa teknik utama, yaitu klasifikasi, asosiasi, dan clustering. Asosiasi atau association rule mining merupakan teknik yang bertujuan untuk menemukan aturan yang menggambarkan hubungan antar kombinasi item yang memenuhi nilai minimum support dan minimum confidence [6]. Tujuan utamanya adalah mengidentifikasi sekumpulan item yang memiliki kecenderungan muncul bersama dalam berbagai transaksi, sehingga relevan untuk analisis pola transaksi penjualan [7]. Penelitian terkait analisis asosiasi pada data transaksi sebagian besar menggunakan algoritma Apriori dan FP-Growth. Algoritma Apriori menggunakan pendekatan breadth-first search dengan strategi generate-and-test yang memerlukan pemindaian basis data secara berulang, sehingga kurang efisien pada dataset berukuran besar meskipun relatif mudah diimplementasikan [8]. FP-Growth mengatasi keterbatasan tersebut melalui struktur FP-Tree untuk kompresi data, namun memerlukan penggunaan memori yang lebih besar serta implementasi yang lebih kompleks. Pemilihan algoritma yang kurang tepat berpotensi menyebabkan inefisiensi komputasi dan hasil analisis yang tidak optimal [9].

Berdasarkan struktur vertikal dan proses perpotongan tid-list, Eclat mampu menghitung frekuensi itemset dengan efisiensi tinggi. setiap item diasosiasikan dengan Transaction ID Set (TID-set) yang berisi daftar identifier transaksi yang mengandung item tersebut [10]. Pendekatan ini membuat algoritma tidak perlu melakukan pemindaian ulang seluruh database setiap kali ingin mengevaluasi kombinasi item, karena seluruh perhitungan cukup dilakukan melalui operasi intersection pada daftar ID transaksi [11]. Proses ini jauh lebih cepat dibandingkan metode horizontal seperti Apriori yang harus berulang kali melakukan join dan scan database [12]. Identifikasi pola transaksi semacam ini penting untuk memahami hubungan antarproduk serta kecenderungan konsumen dalam membentuk kombinasi pembelian [13].

Beberapa penelitian telah mengkaji penggunaan algoritma Eclat dengan fokus yang beragam. Habibah & Adhi [14] menunjukkan bahwa Eclat menghasilkan waktu eksekusi kurang dari satu detik dibandingkan Apriori yang memerlukan lebih dari 34 detik dalam membentuk aturan asosiasi pada dataset minimarket. Penelitian Thanathamathée & Sawangreerak [15] membuktikan bahwa Eclat lebih efisien untuk dataset besar dengan menghasilkan 34 pola asosiasi yang kuat (tingkat confidence 90-100% dan nilai lift > 1) tanpa penurunan signifikan dalam kualitas pola yang dihasilkan. Sementara itu, penelitian Lisnawita & Devega [16] melaporkan bahwa Eclat mengeksekusi analisis dalam waktu 15 detik dengan menghasilkan 21 itemset yang bermakna pada data peminjaman buku di perpustakaan universitas. Temuan-temuan ini menunjukkan bahwa Eclat tidak hanya lebih cepat, tetapi juga mampu menghasilkan frequent itemset pada berbagai jenis dan ukuran dataset sehingga menjadikannya pilihan algoritma yang paling sesuai untuk analisis data transaksi dengan volume besar.

Penelitian terdahulu lebih banyak dilakukan pada industri ritel umum dan minimarket, sehingga pola transaksi pada produk perawatan rambut profesional belum banyak diungkap secara ilmiah. Minimnya studi yang fokus pada hal ini menunjukkan adanya research gap baik dalam aspek objek penelitian, karakteristik dataset, maupun metode analisis yang digunakan [17]. Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini memfokuskan penerapan algoritma Eclat untuk memetakan pola transaksi penjualan produk haircare profesional di Inaura. Kebaruan penelitian ini terletak pada penggunaan algoritma Eclat sebagai pendekatan utama analisis asosiasi pada data transaksi UMKM haircare, serta pemanfaatan pola yang dihasilkan untuk menyusun rekomendasi optimalisasi stok yang lebih presisi dan berbasis data. Dengan demikian, penelitian ini menjadi relevan sebagai upaya mendukung perusahaan dalam meningkatkan efisiensi rantai pasok, mencegah kelebihan atau kekurangan stok, serta memperbaiki strategi pengadaan barang secara berkelanjutan. Tujuan penelitian ini adalah: (1) menerapkan algoritma Eclat pada data transaksi penjualan produk haircare di Inaura; (2) mengidentifikasi pola asosiasi produk yang memiliki tingkat support dan confidence signifikan;

dan (3) menghasilkan rekomendasi pengelolaan persediaan berdasarkan hasil pola transaksi yang diperoleh. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi praktis bagi Inaura dalam mengoptimalkan manajemen inventori dan kontribusi akademis melalui demonstrasi penerapan Eclat pada domain spesifik yang belum banyak dieksplorasi.

II. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis data mining dengan metode deskriptif analitik menggunakan algoritma Eclat untuk menemukan pola asosiasi pada data transaksi penjualan produk haircare. Setiap transaksi penjualan dalam penelitian ini merepresentasikan satu keranjang belanja (market basket) yang mencerminkan kombinasi produk yang dibeli oleh pelanggan. Metode analisis dilakukan secara sistematis menggunakan support, confidence, lift, dan conviction sebagai metrik evaluasi utama untuk mengukur kualitas dan signifikansi pola asosiasi yang dihasilkan. Data penelitian berupa riwayat transaksi penjualan produk haircare profesional Inaura dalam kurun waktu Januari hingga November 2025 (11 bulan). Populasi penelitian mencakup semua transaksi penjualan produk haircare yang dicatat dalam sistem informasi penjualan Inaura selama periode tersebut. Kriteria inklusi data meliputi: (1) transaksi yang lengkap mencakup kode produk, nama produk, tanggal transaksi, dan jumlah item; (2) transaksi yang mengandung minimal satu produk haircare dari kategori yang ditentukan (*shampoo, conditioner, neutralizer, oxidising, smoothing, keratin treatment*, dan produk perawatan rambut lainnya); dan (3) transaksi yang terjadi dalam periode studi. Kriteria eksklusi meliputi: (1) transaksi dengan data hilang atau tidak lengkap; (2) transaksi dengan produk *non-haircare* atau produk *merchandise*; dan (3) transaksi pembatalan atau retur yang tidak mencerminkan pola pembelian aktual. Instrumen pengumpulan data terdiri dari riwayat penjualan produk yang memuat kode, nama, kategori, dan harga produk. Validitas data melalui *cross-checking* antara data sistem dengan laporan penjualan manual untuk memastikan konsistensi dan pengecekan format data dan deteksi outlier. Reliabilitas data diukur melalui konsistensi riwayat transaksi antar periode dan stabil tidaknya pola pembelian dalam waktu yang sama untuk produk yang sama sehingga memastikan data layak untuk analisis.

Prosedur penelitian dilaksanakan melalui tahapan: (1) Pengumpulan data. Data transaksi penjualan diakses dari sistem informasi Inaura dengan periode Januari-November 2025. Data diekstraksi dalam format Excel yang memuat setiap baris transaksi beserta item-item yang dibeli dalam satu transaksi. Pengecekan awal dilakukan untuk memastikan kelengkapan data dan identifikasi missing values; (2) Data *cleaning*. Proses data *cleaning* meliputi penghapusan duplikasi *record* transaksi, standarisasi format nama produk dan kode produk, penghapusan *missing values*, pengecekan dan koreksi anomali format tanggal dan nilai numerik dan penghapusan transaksi yang tidak memenuhi kriteria inklusi; (3) Transformasi data. Data transaksi yang telah dibersihkan ditransformasi ke format *market basket*, di mana setiap baris merepresentasikan satu transaksi (ID transaksi unik) dan kolom merepresentasikan item-item produk yang dibeli dalam transaksi tersebut; (4) Data *reduction*. Data *reduction* dilakukan dengan *filtering* untuk menyertakan hanya produk yang memiliki frekuensi minimal dalam *dataset*. Hasil proses data *cleaning* menghasilkan 25.093 baris data transaksi yang terdiri atas 547 nomor transaksi unik dan 190 jenis produk. Setelah proses data *reduction* dan diduplikasi akhir dilakukan, diperoleh 542 transaksi unik yang digunakan sebagai dataset akhir penelitian. Dataset tersebut kemudian ditransformasikan menjadi matriks biner berukuran 542×169 item sebagai input algoritma Eclat. Produk dengan frekuensi sangat rendah (kurang dari 2-3 transaksi) dikeluarkan karena tidak akan memenuhi *minimum support threshold* dan akan menambah *noise* dalam analisis; (5) Penerapan Eclat. Dataset yang telah diolah diproses menggunakan algoritma Eclat dengan parameter *minimum support threshold* sebesar 5% untuk menyaring pola pembelian yang cukup sering muncul secara signifikan dan *maximum itemset length* sebanyak 4 item untuk menghindari pola yang terlalu rumit namun tetap menangkap kombinasi produk realistis dalam satu transaksi profesional; (6) Pembentukan aturan asosiasi. Frequent itemset yang dihasilkan dari tahap sebelumnya digunakan untuk membentuk aturan asosiasi dalam bentuk $X \rightarrow Y$ (jika X dibeli, maka Y cenderung dibeli).

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengolahan dan analisis data dilakukan menggunakan Python (*pandas, numpy, mlxtend*). *Pseudocode* dari algoritma ECLAT dapat dilihat pada gambar berikut:

```
Algorithm : ECLAT
Input : Database transaksi D dalam format TID-List, minimum support (min_sup)
Output : Frequent itemsets

procedure ECLAT(P, T)
  for setiap pasangan itemset (X, Y) dalam T do
    Z = X  $\cup$  Y
    TID(Z) = TID(X)  $\cap$  TID(Y)
    if support(Z)  $\geq$  min_sup then
      simpan Z sebagai frequent itemset
    ECLAT(Z, TID(Z))
  end
```

Gambar 1. Pseudocode ECLAT

A. Implementasi Algoritma Eclat

Pada tahap ini dilakukan implementasi algoritma Eclat (Equivalence Class Transformation) untuk mengidentifikasi pola keterkaitan antar produk dalam data transaksi penjualan produk haircare di Inaura. Dataset yang digunakan merupakan data transaksi penjualan yang telah melalui tahapan data cleaning, data reduction, dan data transformation. Proses tersebut bertujuan untuk memastikan bahwa data yang dianalisis bebas dari duplikasi dan inkonsistensi, serta hanya memuat item yang relevan dengan ruang lingkup penelitian.

Setiap transaksi pada dataset akhir diperlakukan sebagai satu unit transaksi penjualan atau keranjang belanja (market basket) yang merepresentasikan pencatatan produk-produk yang terjual secara bersamaan dalam satu transaksi. Dengan demikian, pola transaksi penjualan yang dianalisis merefleksikan pola kemunculan produk dalam transaksi penjualan, yang secara konseptual dapat digunakan untuk memahami kecenderungan pembelian pelanggan.

Algoritma Eclat bekerja dengan pendekatan vertical data format atau Transaction ID Set (tidset), di mana setiap item direpresentasikan oleh sekumpulan ID transaksi penjualan yang mengandung item tersebut. Berbeda dengan algoritma Apriori yang menggunakan representasi data horizontal dan membutuhkan pemindaian data berulang, Eclat memanfaatkan operasi irisan (intersection) antar tidset untuk menghitung nilai support. Pendekatan ini memungkinkan proses pencarian frequent itemset dilakukan secara lebih efisien, khususnya pada dataset transaksi penjualan dengan jumlah transaksi relatif besar dan variasi item yang tinggi.

Dalam penelitian ini, parameter yang digunakan adalah minimum support sebesar 5% dan panjang maksimum itemset sebanyak 4 item. Penetapan nilai minimum support 5% bertujuan untuk menyaring pola transaksi penjualan yang cukup sering muncul sehingga memiliki signifikansi secara statistik dan relevan secara bisnis. Sementara itu, pembatasan panjang itemset hingga 4 item dilakukan untuk menghindari pola yang terlalu kompleks dan sulit diinterpretasikan, serta tetap fokus pada kombinasi produk yang realistis dalam satu transaksi penjualan produk haircare profesional.

Penentuan minimum support sebesar 5% dilakukan melalui eksperimen awal terhadap beberapa nilai ambang (*threshold*). Pada pengujian awal menggunakan minimum support 10%, sebagian besar kombinasi itemset tidak memenuhi syarat sehingga pola yang diperoleh menjadi sangat terbatas dan hanya didominasi oleh 1-itemset. Sebaliknya, ketika nilai minimum support diturunkan menjadi 2%, jumlah frequent itemset yang dihasilkan meningkat secara signifikan sehingga menghasilkan banyak pola dengan tingkat relevansi yang rendah (noise) dan menyulitkan proses interpretasi. Oleh karena itu, nilai minimum support sebesar 5% dipilih sebagai titik kompromi yang mampu menghasilkan pola asosiasi yang cukup representatif sekaligus mudah dianalisis dalam konteks transaksi penjualan produk haircare.

Proses implementasi algoritma Eclat dimulai dengan pembentukan 1-itemset dalam format tidset, kemudian dilanjutkan dengan proses depth-first search untuk menghasilkan kombinasi itemset yang lebih besar melalui operasi irisan tidset. Setiap itemset yang memenuhi nilai minimum support disimpan sebagai frequent itemset dan digunakan sebagai dasar untuk analisis lanjutan. Bentuk data transaksi setelah tahap transformasi ditunjukkan pada Tabel 1, di mana setiap baris merepresentasikan satu transaksi penjualan beserta kumpulan produk yang tercatat terjual dalam transaksi tersebut. Transformasi data ini menjadi fondasi utama bagi penerapan algoritma Eclat karena memungkinkan proses pencarian pola dilakukan secara sistematis dan terstruktur.

TABEL 1
CONTOH DATA TRANSAKSI SETELAH TRANSFORMASI (ONE-HOT ENCODING)

Nomor Transaksi	Neutralizer Cream	Recto Neutralizer	Blue Serum	Kerashield Mask	Ox.20 Vol
SI.2025.09.00130	1	0	0	0	0
SI.2025.09.00294	1	0	0	0	0
SI.2025.09.00470	1	0	0	0	1
SI.2025.09.00481	0	0	0	0	1
SI.2025.09.00486	0	0	1	0	0

Tabel 1 menunjukkan contoh hasil transformasi data ke dalam bentuk matriks biner (one-hot encoding). Setiap baris merepresentasikan satu transaksi, sedangkan setiap kolom merepresentasikan produk. Nilai 1 menunjukkan produk terdapat pada transaksi terkait, sedangkan nilai 0 menunjukkan produk tidak terdapat pada transaksi tersebut. Matriks biner ini digunakan sebagai input dalam pembentukan Transaction ID Set (TID-set) pada algoritma Eclat.

B. Hasil Frequent Itemset

Berdasarkan hasil pengolahan data transaksi penjualan menggunakan algoritma Eclat dengan minimum support sebesar 5%, diperoleh sejumlah *frequent itemset* yang terdiri dari 1-itemset, 2-itemset, hingga 3 dan 4-itemset. Frequent itemset tersebut merepresentasikan produk maupun kombinasi produk yang paling sering tercatat dalam transaksi penjualan selama periode pengamatan.

Hasil analisis menunjukkan bahwa sebagian besar frequent itemset dengan nilai support tertinggi berasal dari kategori produk *neutralizer*, *oxidising*, *smoothing*, dan perawatan keratin. Tingginya nilai support pada kategori

tersebut mengindikasikan bahwa produk-produk tersebut memiliki tingkat kemunculan dan perputaran yang tinggi dalam aktivitas penjualan, sehingga dapat dikategorikan sebagai komponen utama dalam rangkaian perawatan rambut profesional dengan tingkat permintaan yang relatif stabil. Ringkasan beberapa frequent itemset dengan nilai support tertinggi ditampilkan pada Tabel 2.

TABEL 2
FREQUENT ITEMSET MENGGUNAKAN ALGORITMA ECLAT

Itemset	Support (%)	Jumlah Transaksi
{Inaura Nutralizer Cream 1000 mL}	16,42	89
{Inaura Recto Neutralizer 500 mL}	14,02	76
{Inaura Express Smoothing System One Step Relaxer Cream Resistant Pouch 750 g}	13,47	73
{Inaura Magia Keratin Kerashield Mask 500 mL}	12,92	70
{Inaura Magia Blue Serum 90 mL}	12,18	66
{Inaura Oxidising Perfumed Cream 20 Vol. 6% 1000 mL, Oxidising Perfumed Cream 30 Vol. 9% 1000 mL}	8,12	44
{Inaura Nutralizer Cream 1000 mL, Inaura Recto Neutralizer 500 mL}	7,56	41
{Inaura Magia Blue Serum 90 mL, Inaura Nutralizer Cream 1000 mL, Inaura Recto Neutralizer 500 mL}	6,09	33
{Inaura Magia Blue Serum 90 mL, Inaura Magia Keratin Keracare Serum 75 mL, Inaura Nutralizer Cream 1000 mL, Inaura Recto Neutralizer 500 mL}	5,17	28

Tingginya nilai *support* pada 1-itemset seperti Inaura Nutralizer Cream 1000 mL menunjukkan bahwa produk tersebut merupakan produk dengan tingkat perputaran stok tinggi (*fast moving item*). Sementara itu, kemunculan 2 hingga 4-itemset menunjukkan adanya kecenderungan pelanggan untuk membeli produk dalam bentuk rangkaian perawatan yang saling melengkapi, yang menegaskan bahwa pola transaksi penjualan yang terbentuk merefleksikan pola pembelian berbasis kebutuhan fungsional.

C. Aturan Asosiasi (Association Rules)

Frequent itemset yang diperoleh selanjutnya dianalisis untuk membentuk aturan asosiasi (*association rules*) guna mengetahui hubungan implikatif antar produk. Aturan asosiasi dibangun dari itemset dengan panjang minimal dua item, di mana satu item atau kombinasi item berperan sebagai *antecedent* dan item lainnya sebagai *consequent*. Evaluasi aturan asosiasi dilakukan menggunakan ukuran *support*, *confidence*, *lift*, dan *conviction*. Namun, dalam pembahasan ini difokuskan pada interpretasi makna bisnis dari pola keterkaitan produk yang dihasilkan. Beberapa aturan asosiasi yang memiliki keterkaitan kuat ditunjukkan pada Tabel 3.

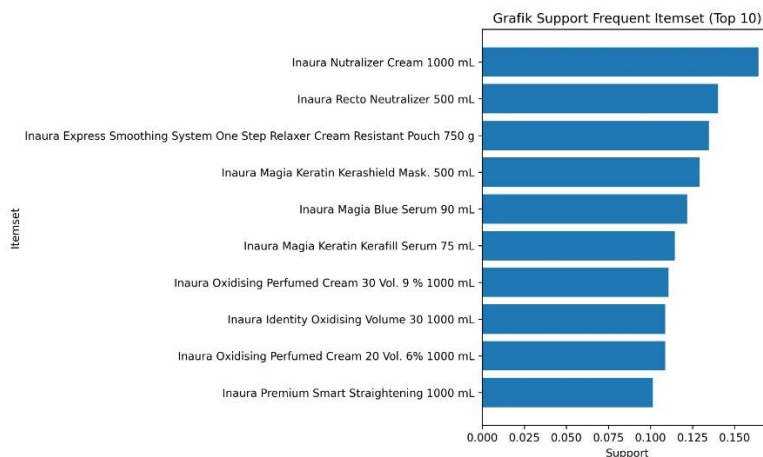
TABEL 3
HASIL ATURAN ASOSIASI

Aturan Asosiasi	Support (%)	Confidence (%)	Lift	Conviction
Nutralizer Cream → Recto Neutralizer	7,56	46,07	3,29	1,59
Magia Blue Serum → Nutralizer Cream	7,01	57,58	3,51	1,87
Kerashield Mask → Nutralizer Cream	6,83	52,86	3,22	1,68
Oxidising 20 Vol → Oxidising 30 Vol	8,12	73,64	6,65	2,98
Express Smoothing Resistant → Nutralizer Cream	6,27	46,58	2,84	1,57
Keracare Serum → Nutralizer Cream	6,27	54,84	3,34	1,77

Berdasarkan seluruh aturan asosiasi memiliki nilai *lift* lebih besar dari 1, yang menunjukkan bahwa hubungan antar produk bersifat positif dan tidak terjadi secara kebetulan. Aturan Oxidising 20 Vol → Oxidising 30 Vol memiliki nilai *lift* tertinggi sebesar 6,65 sehingga menunjukkan asosiasi yang sangat kuat antar kedua produk.

D. Visualisasi Hasil

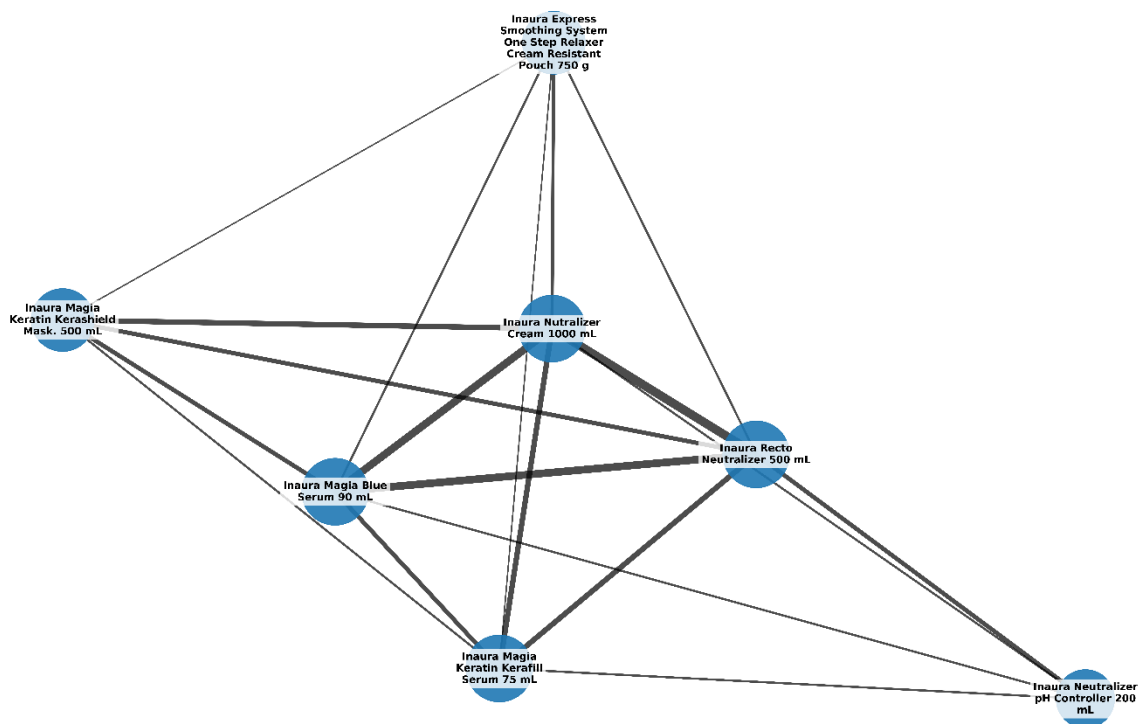
Untuk mempermudah interpretasi hasil analisis, dilakukan visualisasi terhadap *frequent itemset* dan pola keterkaitan antar produk. Visualisasi yang digunakan meliputi grafik nilai *support* dan *network graph* pola keterkaitan produk.



Gambar 2. Grafik Support Frequent Itemset

Grafik ini menunjukkan distribusi nilai *support* dari item dan kombinasi item yang paling sering muncul dalam transaksi. Produk dengan nilai *support* tinggi dapat diidentifikasi sebagai produk prioritas dalam pengelolaan stok.

Network Graph of Product Associations Based on ECLAT Analysis



Gambar 3. Network Graph Pola Keterkaitan Produk

Visualisasi *network graph* menunjukkan bahwa Inaura Neutralizer Cream 1000 mL merupakan produk yang memiliki tingkat asosiasi tertinggi dan berperan sebagai pusat hubungan dalam jaringan, ditandai dengan ukuran node yang lebih besar serta keterhubungan yang kuat dengan beberapa produk lainnya. Selain itu, terbentuk kluster asosiasi yang kuat antara Inaura Neutralizer Cream 1000 mL, Inaura Recto Neutralizer 500 mL, Inaura Magia Blue Serum 90 mL, dan Inaura Magia Keratin Kerafill Serum 75 mL, yang mengindikasikan bahwa produk-produk tersebut cenderung dibeli secara bersamaan oleh pelanggan dalam satu transaksi.

E. Interpretasi Pola Transaksi Penjualan

Berdasarkan hasil *frequent itemset* pada data transaksi penjualan, produk Inaura Nutralizer Cream 1000 mL memiliki nilai *support* tertinggi sebesar 16,42%, diikuti oleh Inaura Recto Neutralizer 500 mL sebesar 14,02%.

Tingginya nilai *support* tersebut menunjukkan bahwa kedua produk ini paling sering muncul dalam transaksi penjualan, sehingga dapat dikategorikan sebagai produk dengan tingkat perputaran penjualan yang tinggi (*fast moving items*). Pola kemunculan produk ini dalam transaksi penjualan mengindikasikan bahwa *neutralizer* merupakan komponen utama dalam layanan pelurusan dan pewarnaan rambut profesional.

Selain item tunggal, ditemukan pula kombinasi produk dengan nilai *support* yang signifikan, seperti kombinasi Inaura Neutralizer Cream 1000 mL dan Inaura Recto Neutralizer 500 mL dengan *support* sebesar 7,56%. Kombinasi ini menunjukkan bahwa dalam satu transaksi penjualan, kedua produk tersebut sering tercatat secara bersamaan. Kemunculan bersamaan ini mencerminkan pola pembelian pelanggan yang terekam dalam transaksi penjualan, di mana konsumen salon cenderung membeli produk yang memiliki fungsi saling melengkapi untuk satu rangkaian proses perawatan rambut.

Dengan demikian, pola transaksi penjualan yang terbentuk tidak bersifat acak, melainkan merepresentasikan keputusan pembelian pelanggan berdasarkan kebutuhan teknis perawatan. Hal ini menegaskan bahwa analisis pola transaksi penjualan pada penelitian ini digunakan untuk mengungkap pola pembelian pelanggan yang berdampak langsung pada perencanaan penjualan dan pengelolaan stok produk.

Kombinasi produk lain yang juga menonjol dalam transaksi penjualan adalah keterkaitan antara produk perawatan keratin, seperti Inaura Magia Blue Serum 90 mL, Inaura Magia Keratin Keracell Serum 75 mL, dan Inaura Magia Keratin Kerashield Mask 500 mL. Pola kemunculan kombinasi ini dalam transaksi penjualan menunjukkan bahwa pelanggan sering melakukan pembelian produk perawatan lanjutan secara paket, yang berimplikasi pada peluang pengembangan strategi penjualan berbasis *bundling* produk.

F. Analisis Kebutuhan Stok

Berdasarkan sudut pandang manajemen persediaan, *frequent itemset* dengan nilai *support* tinggi memiliki implikasi langsung terhadap strategi pengelolaan stok. Produk-produk yang sering muncul dalam transaksi, seperti *neutralizer*, *oxidising cream*, dan produk *straightening*, perlu diprioritaskan dalam perencanaan persediaan karena memiliki tingkat perputaran stok yang tinggi. *Frequent itemset* tersebut merepresentasikan pola transaksi penjualan yang mencerminkan kecenderungan pembelian pelanggan terhadap produk-produk inti.

Selain itu, kombinasi produk dengan nilai *support* yang signifikan dapat dijadikan dasar dalam penyusunan paket penjualan atau *bundling*. Sebagai contoh, kombinasi produk *oxidising volume* 20, 30, dan 40 yang sering muncul bersamaan mengindikasikan bahwa salon membutuhkan beberapa varian *oxidising* untuk menyesuaikan kondisi rambut pelanggan. Dengan mengetahui pola ini, perusahaan dapat mengurangi risiko kehabisan stok pada salah satu varian yang sering digunakan secara bersamaan. Pola transaksi penjualan tersebut menunjukkan bahwa keputusan pembelian pelanggan bersifat komplementer dan saling berkaitan antar produk.

Lebih lanjut, pola transaksi penjualan yang teridentifikasi dalam penelitian ini merepresentasikan pola pembelian pelanggan dan dapat digunakan untuk mengantisipasi lonjakan permintaan pada produk tertentu. Produk dengan *support* tinggi menunjukkan stabilitas permintaan, sehingga perusahaan dapat menentukan jumlah stok minimum yang harus tersedia untuk menjaga kelancaran distribusi berdasarkan kecenderungan pembelian yang terekam dalam data transaksi penjualan.

G. Analisis Efektivitas Algoritma Eclat

Penggunaan algoritma Eclat dalam penelitian ini terbukti efektif dalam menangani data transaksi dengan jumlah item yang relatif besar. Pendekatan *vertical data format* memungkinkan perhitungan *support* dilakukan secara lebih efisien dibandingkan algoritma Apriori yang menggunakan pendekatan horizontal dan memerlukan pemindaian data berulang. Pendekatan ini memungkinkan identifikasi pola transaksi penjualan yang merepresentasikan kecenderungan pembelian pelanggan secara akurat.

Efisiensi ini terlihat dari kemampuan algoritma Eclat dalam menghasilkan *frequent itemset* hingga kombinasi empat item tanpa mengalami penurunan performa yang signifikan. Oleh karena itu, Eclat sangat sesuai diterapkan pada data transaksi penjualan retail atau distribusi produk *haircare* yang memiliki variasi item tinggi dan frekuensi transaksi yang besar. Kondisi ini mendukung analisis pola pembelian pelanggan berbasis data transaksi penjualan secara komprehensif.

Hasil penelitian ini mendukung temuan penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa algoritma Eclat unggul dalam analisis data transaksi retail. Habibah et al. [14] menyebutkan bahwa Eclat mampu menemukan pola pembelian dengan waktu komputasi yang lebih singkat dibandingkan algoritma Apriori. Kesamaan hasil terlihat pada kemampuan Eclat dalam mengidentifikasi produk-produk inti yang menjadi pusat keterkaitan dalam transaksi. Dengan demikian, pola transaksi penjualan yang dihasilkan dalam penelitian ini mencerminkan pola pembelian produk yang bersifat fungsional dan saling melengkapi.

Namun demikian, penelitian ini memberikan kontribusi tambahan berupa penerapan algoritma Eclat pada konteks industri *haircare* profesional, yang memiliki karakteristik produk saling melengkapi dan digunakan dalam satu rangkaian layanan. Dengan demikian, hasil penelitian ini memperluas penerapan Eclat tidak hanya pada sektor

retail umum, tetapi juga pada industri kecantikan profesional. Konteks ini memperkuat relevansi analisis pola transaksi penjualan sebagai dasar pemahaman pola pembelian pelanggan profesional.

Secara praktis, hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh Inaura sebagai dasar pengambilan keputusan strategis, khususnya dalam hal pengelolaan stok dan perencanaan penjualan. Informasi mengenai produk yang sering dibeli bersamaan dapat digunakan untuk:

- Menyusun strategi product bundling berbasis data.
- Mengoptimalkan penempatan produk dalam katalog atau sistem penjualan.
- Menentukan prioritas produksi dan distribusi produk dengan permintaan tinggi.

Dengan memanfaatkan pola transaksi yang dihasilkan oleh algoritma Eclat, perusahaan dapat mengurangi risiko *overstock* maupun *stockout*, sehingga efisiensi operasional dapat ditingkatkan. Pemanfaatan pola transaksi penjualan ini secara langsung mendukung pengambilan keputusan inventori berbasis pola pembelian pelanggan.

Meskipun algoritma Eclat mampu mengidentifikasi pola keterkaitan antar produk secara efektif, penelitian ini memiliki keterbatasan. Algoritma Eclat tidak mempertimbangkan aspek urutan waktu transaksi, sehingga tidak dapat menganalisis perubahan pola pembelian dari waktu ke waktu. Selain itu, penelitian ini hanya menggunakan parameter *support* sebagai ambang batas utama tanpa mempertimbangkan faktor lain seperti margin keuntungan produk. Keterbatasan ini menunjukkan bahwa pola transaksi penjualan yang dianalisis masih bersifat statis dan belum mempertimbangkan dinamika perilaku pembelian secara *temporal*.

Keterbatasan tersebut membuka peluang bagi penelitian selanjutnya untuk menggabungkan algoritma Eclat dengan metode lain, seperti *sequential pattern mining* atau analisis prediktif berbasis *time series*, guna memperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai perubahan pola pembelian pelanggan dari waktu ke waktu.

IV. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan melalui tahapan *data cleaning*, *data reduction*, *data transformation*, serta penerapan algoritma Eclat terhadap data transaksi penjualan produk *haircare* di Inaura, dapat disimpulkan bahwa algoritma Eclat mampu mengidentifikasi pola transaksi penjualan yang merepresentasikan pola pembelian produk oleh pelanggan secara efektif dan efisien. Dengan menggunakan minimum *support* sebesar 5%, algoritma ini berhasil menghasilkan frequent itemset hingga empat item pada dataset transaksi yang bersifat sparse dan memiliki variasi item tinggi.

Hasil analisis menunjukkan adanya produk dengan tingkat frekuensi pembelian tertinggi, seperti Inaura Neutralizer Cream 1000 mL dan Inaura Recto Neutralizer 500 mL, serta produk kategori oxidising dan straightening system yang dapat dikategorikan sebagai produk inti dalam aktivitas penjualan. Selain itu, ditemukan pula pola keterkaitan pembelian antar produk dalam satu transaksi yang mencerminkan kecenderungan konsumen untuk membeli produk secara saling melengkapi dalam satu rangkaian perawatan rambut profesional.

Nilai *support* dan jumlah transaksi pada setiap *itemset* memberikan informasi objektif mengenai tingkat permintaan produk, sehingga hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam pengelolaan dan perencanaan stok, termasuk penentuan prioritas pengadaan serta strategi *bundling* produk. Secara keseluruhan, penelitian ini menegaskan bahwa analisis pola transaksi penjualan merupakan pendekatan yang valid untuk memahami pola pembelian pelanggan berbasis data penjualan.

Penelitian ini memiliki keterbatasan karena algoritma Eclat tidak mempertimbangkan aspek temporal transaksi sehingga pola yang dihasilkan bersifat statis. Penelitian selanjutnya dapat menggabungkan Eclat dengan metode *sequential pattern mining* atau *time series analysis* untuk mengidentifikasi perubahan pola pembelian dari waktu ke waktu.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Ferdinand and Wakhid Slamet Ciptono, "Assessing Cosmetic Industry Attractiveness, Competitiveness and Critical Success Factor in Indonesia," *J. Theor. Appl. Manag.*, vol. 15, no. 1, 2021.
- [2] IMARC, "Indonesia Hair Care Market Report 2024-2033," Imarc Group.
- [3] T. O. Oktariani and A. Aulia, "Discover the Driving Forces behind Purchase Intention in Indonesia's Beauty Industry," *TIJAB (The Int. J. Appl. Business)*, vol. 8, no. 2, pp. 226–241, 2024.
- [4] R. A. Putra, M. A. M. Putri, S. M. Sinaga, S. F. Octavia, and R. C. Rachman, "Implementation of Association Rules Algorithm to Identify Popular Topping Combinations in Orders," *Public Res. J. Eng. Data Technol. Comput. Sci.*, vol. 1, no. 2, pp. 95–101, 2024, doi: 10.57152/predatecs.v1i2.863.
- [5] M. Arifin, F. Helmi, and Iddrus, "Analisis Perbandingan Algoritma Asosiasi Data Mining pada Minimarket Adi Poday dengan Google Collab," *J. Algoritm.*, vol. 22, no. 1, pp. 103–114, 2025, doi: 10.33364/algoritm/v.22-1.2177.
- [6] R. L. Najmi, M. Irsyad, F. Insani, A. Nazir, and Pizaini, "Analisis Pola Asosiasi Data Transaksi Penjualan Minuman Menggunakan Algoritma FP-Growth dan Eclat," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 0–7, 2023, doi: 10.47065/bits.v5i1.3592.
- [7] L. Zahrotun and A. F. I. Robbani, "Penerapan Algoritma Eclat untuk Menemukan Pola Asosiasi Antar Barang di Aneka Sandang Collection," *J. Ris. Sains dan Teknol.*, vol. 7, no. 1, pp. 37–43, 2023, doi: 10.30595/jrst.v7i1.15298.
- [8] D. Erlina, D. Irfansyah, and I. Pratama, "Literatur Sistematis Perbandingan Kinerja Algoritma Apriori, ECLAT, dan FP-Growth dalam Analisis Pola Asosiasi," *Indones. J. Comput. Sci. Eng.*, vol. 02, no. 1, pp. 58–63, 2025.
- [9] N. Purwati, Y. Pedliyansah, H. Kurniawan, S. Karnila, and R. Herwanto, "Komparasi Metode Apriori dan FP-Growth Data Mining Untuk Mengetahui Pola Penjualan," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 2, pp. 155–161, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i2.4876.

- [10] H. Patil, T. Mukherjee, K. Pandit, H. Jani, P. K. Jha, and V. Agarwal, "Enhancing Retail Strategies through Apriori, ECLAT& FP Growth Algorithms in Market Basket Analysis," *Int. J. Recent Innov. Trends Comput. Commun.*, vol. 11, no. 9, pp. 3831–3838, 2023, doi: 10.17762/ijritcc.v11i9.9637.
- [11] Thariq, S. Martha, and H. Perdana, "Analisis Association Rules Menggunakan Algoritma Eclat Pada Toko Swalayan," *Bul. Ilm. Math. Stat. dan Ter.*, vol. 12, no. 2, pp. 171–178, 2023.
- [12] R. Wahyuningsih, A. Suharsono, and N. Iriawan, "Comparison of Market Basket Analysis Method Using Apriori Algorithm, Frequent Pattern Growth (Fp- Growth) and Equivalence Class Transformation (Eclat) (Case Study: Supermarket 'X' Transaction Data for 2021)," *Bus. Financ. J.*, vol. 8, no. 2, pp. 192–201, 2023, doi: 10.33086/bfj.v8i2.5226.
- [13] L. Maysofa and K. U. Syaliman, "Implementasi Forecasting Pada Penjualan Inaura Hair Care Dengan Metode Single Exponential Smoothing," *J. Test. dan Implementasi Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 82–91, 2023.
- [14] N. N. Habibah and B. P. Adhi, "Proses Association Rule Untuk Mengetahui Kecenderungan Belanja Pada Kopma UNJ Menggunakan Algoritma Apriori Dan Eclat," *J. PINTER*, vol. 6, no. 1, pp. 30–39, 2022, doi: <https://doi.org/10.21009/pinter.6.1.5>.
- [15] P. Thanathamatee and S. Sawangarreerak, "Discovering Future Earnings Patterns through FP-Growth and ECLAT Algorithms with Optimized Discretization," *Emerg. Sci. J.*, vol. 6, no. 6, pp. 1328–1345, Dec. 2022, doi: 10.28991/ESJ-2022-06-06-07.
- [16] L. Lisnawita and M. Devega, "Implementation of ECLAT Algorithm Technology: Determining Books Borrowing Pattern in University library," in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, Institute of Physics Publishing, Apr. 2020. doi: 10.1088/1755-1315/469/1/012036.
- [17] A. R. Efrat, R. Gernowo, and Farikhin, "Consumer purchase patterns based on market basket analysis using apriori algorithms," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1524, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1524/1/012109.