

PERBANDINGAN ALGORITMA APRIORI DAN ECLAT DALAM ANALISIS POLA SKRIPSI MAHASISWA

Berlian Ayuhidaya¹, Sulfayanti², Musyrifah³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik Universitas Sulawesi Barat

Labuang, Kec. Banggae Timur, Kabupaten Majene, Sulawesi Barat 91412

¹berlianayuhidaya@gmail.com, ²sulfayanti@unsulbar.ac.id, ³musyrifah@unsulbar.ac.id

Abstract

The abundant data on thesis titles of Informatics Engineering students has not been fully utilized, making it difficult for students to determine relevant and interesting topics. Frequency pattern analysis can help identify trends and potential for developing new topics. This study compares the performance of the Apriori and ECLAT algorithms in analyzing the frequency patterns of 545 thesis titles from various years. The analysis aims to identify frequently used topics, methods, and outputs. The data underwent preprocessing to ensure consistency and quality. The Apriori algorithm employs a breadth-first search approach, while the ECLAT algorithm uses a depth-first search strategy with a vertical data structure. The results show that both algorithms produce the same number of association rules with an average confidence of 0.82 and a lift ratio of 2.91. However, ECLAT is faster in execution (0.007 seconds compared to 0.008 seconds), while Apriori is more memory-efficient (38 KB compared to 198 KB). The analysis also reveals that website-based systems and prototypes are the most dominant outputs, whereas many thesis titles do not explicitly use specific methods or algorithms. These findings provide insights for curriculum development and assist students in selecting more relevant and diverse thesis topics.

Keywords : Apriori algorithm, ECLAT algorithm, frequency patterns, data mining, student thesis.

Abstrak

Pemanfaatan data judul skripsi mahasiswa Teknik Informatika yang melimpah belum dioptimalkan, sehingga menyulitkan mahasiswa menentukan topik yang relevan dan menarik. Analisis pola frekuensi dapat mengidentifikasi tren dan potensi pengembangan topik baru. Penelitian ini membandingkan kinerja algoritma Apriori dan ECLAT dalam menganalisis pola frekuensi 545 judul skripsi dari berbagai tahun. Analisis dilakukan untuk mengidentifikasi topik, metode, dan output yang sering digunakan. Data diproses melalui tahap *preprocessing* untuk memastikan konsistensi dan kualitas dataset. Algoritma Apriori menggunakan pendekatan *breadth-first search*, sedangkan ECLAT memanfaatkan *depth-first search* dengan struktur data vertikal. Hasilnya menunjukkan kedua algoritma menghasilkan jumlah aturan asosiasi yang sama dengan rata-rata *confidence* 0,82 dan *lift ratio* 2,91. Namun, ECLAT lebih cepat dalam eksekusi (0,007 detik dibandingkan 0,008 detik), sementara Apriori lebih hemat memori (38 KB dibandingkan 198 KB). Analisis ini juga mengungkapkan bahwa sistem berbasis website dan prototipe merupakan output yang paling dominan, sementara banyak judul tidak skripsi yang tidak menyebutkan metode atau algoritma yang mereka gunakan melainkan hanya fokus ke system. Hasil penelitian ini dapat membantu pihak prodi dalam memberikan gambaran kepada mahasiswa mengenai topik skripsi yang sesuai, serta mendukung mahasiswa dalam memilih judul, output, dan metode yang tepat berdasarkan tren sebelumnya dari hasil analisis data.

Kata kunci : Apriori, Algoritma ECLAT, Pola Frekuensi, Data Mining, Skripsi Mahasiswa.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi yang pesat memberikan dampak signifikan dalam berbagai aspek kehidupan termasuk di dunia dan penelitian. Teknologi informasi dan komunikasi telah membawa perubahan besar dalam cara kita mengakses, mengumpulkan, serta menganalisis data. Dalam konteks akademik, khususnya di jurusan Teknik Informatika, data yang dihasilkan dari berbagai aktivitas akademik memiliki potensi memberikan wawasan berharga jika dianalisis pola frekuensi, yang bertujuan untuk menemukan pola atau hubungan yang sering muncul dalam kumpulan data [1].

Skripsi merupakan sebuah karya tulis ilmiah yang dibuat oleh mahasiswa sebagai bentuk pemaparan hasil penelitian terhadap suatu permasalahan faktual berdasarkan teori-teori yang telah diterbitkan sebelumnya. Dalam penyusunannya, mahasiswa harus mampu mengintegrasikan pengetahuan dan keterampilannya untuk memahami, menganalisis, menggambarkan, serta menjelaskan persoalan yang relevan dengan bidang keilmuan yang ditempuh. Skripsi ditulis dengan mengikuti kaidah ilmiah yang berlaku di jurusan masing-masing termasuk penggunaan bahasa yang baku dan efisien. Pencantuman kutipan secara tepat, serta penyusunan kesimpulan penalaran yang logis sebagai laporan hasil penelitian dan mampu menyajikan temuannya dalam bentuk tulisan yang sistematis [2]. Judul skripsi tidak hanya menunjukkan topik yang akan diteliti tetapi juga menunjukkan trend dan perkembangan ilmu pengetahuan di bidang tersebut.

Di jurusan Teknik informatika jumlah mahasiswa yang mengajukan judul skripsi dari tahun ke tahun terus bertambah, namun banyaknya arsip judul skripsi yang tersimpan belum dimanfaatkan secara optimal. Hal ini yang berpotensi menyebabkan kesulitan dalam menentukan topik skripsi serta kurangnya referensi atau pemahaman mahasiswa terhadap proses penyusunan skripsi. Selain itu, belum ada analisis menyeluruh terhadap pola sebaran judul skripsi, sehingga tren atau potensi pengembangan judul baru sulit diidentifikasi. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola sebaran judul skripsi, menganalisis kecendrungan topik dan metode yang sering digunakan, serta memberikan wawasan baru untuk mengembangkan judul skripsi di bidang teknologi informasi.

Penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Eka Praja Wiyata Mandala [3] menggunakan algoritma Apriori untuk menganalisis pola frekuensi judul skripsi mahasiswa Teknik Informatika setiap semester. Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Apriori dapat membantu program studi dalam memahami kecendrungan mahasiswa dalam memilih topik skripsi. Dengan memanfaatkan data mining, penelitian ini berhasil menemukan pola yang kuat antara topik, metode, dan basis aplikasi yang digunakan dalam skripsi mahasiswa. Hasil analisis ini memberikan wawasan berharga bagi program studi untuk memahami arah keilmuan mahasiswa dan mendukung pengambilan keputusan terkait pengembangan kurikulum.

Selain itu, penelitian oleh Lisnawita dan Mariza Devega [4] membandingkan algoritma Apriori dan ECLAT dalam menentukan pola peminjaman buku di perpustakaan Universitas Lancang Kuning. Hasilnya menunjukkan bahwa kedua algoritma menghasilkan pola yang sama dengan *frequent items* sebanyak 20, namun ECLAT lebih unggul dalam waktu eksekusi (15 ms dibandingkan 31 ms untuk Apriori). Penelitian ini juga memberikan wawasan penting terkait keunggulan masing-masing algoritma dalam konteks data mining berbasis pola.

Penelitian ini dilakukan untuk mengatasi permasalahan terkait yaitu belum diketahuinya sebaran judul penelitian, judul skripsi apa yang dikembangkan, serta sejauh mana tren skripsi telah dilakukan. Dalam penelitian, digunakan pendekatan analisis pola frekuensi judul skripsi mahasiswa Teknik Informatika untuk memahami trend dan kecendrungan topik yang diminati. Penelitian ini juga membandingkan dua algoritma, yaitu Apriori dan ECLAT, untuk mengidentifikasi pola-pola yang sering muncul dalam judul skripsi. Dengan menggunakan algoritma data mining tersebut, diharapkan dapat diperoleh wawasan berharga yang mendukung pengembangan kurikulum dan pengembangan lebih lanjut.

Algoritma Apriori dan ECLAT adalah dua algoritma yang sering digunakan dalam analisis asosiasi. Algoritma Apriori bekerja dengan mencari item set yang sering muncul dalam dataset dan kemudian membangun aturan asosiasi berdasarkan item tersebut [5][6]. Di sisi lain, algoritma ECLAT menggunakan pendekatan yang berbeda dengan memanfaatkan struktur data vertikal untuk menemukan itemset yang sering muncul. Algoritma ini melakukan pencarian secara mendalam (*depth-first search*)

pada database berbentuk vertikal untuk mengidentifikasi itemset yang sering muncul [7].

Kedua algoritma ini memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing dalam hal efisiensi dan kompleksitas komputasi.

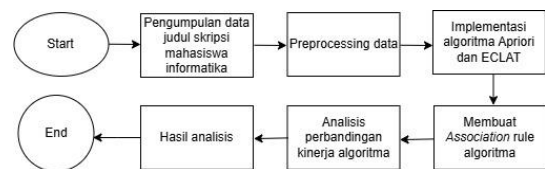
Perbandingan algoritma Apriori dan ECLAT dalam analisis pola frekuensi judul skripsi mahasiswa Teknik Informatika penting dilakukan karena kedua algoritma memiliki pendekatan dan kinerja yang berbeda dalam menemukan itemset yang sering muncul. Adapun kelebihan dari algoritma Apriori adalah sederhana dan mudah dipahami di antara algoritma asosiasi, aturannya yang dihasilkan intuitif dan mudah dikomunikasikan ke penggunaan awam, tidak memerlukan data berlabel karena merupakan algoritma *unsupervised* serta dapat menemukan semua aturan dengan *support* dan *confidence* yang ditentukan. Namun algoritma Apriori juga memiliki beberapa kelemahan seperti membutuhkan banyaknya perhitungan jika *itemset* sangat besar dan nilai *support* minimal dipertahankan seminimal mungkin, perlu melakukan pemindaian penuh seluruh database sehingga membuat proses pada algoritma Apriori berjalan sangat lama dan lambat serta menghabiskan banyak sumber daya dan membutuhkan penyimpanan memori yang banyak [8]. Sebaliknya, ECLAT menggunakan strategi pencarian berbasis kedalaman (*depth-first search*), yang memungkinkan eksplorasi itemset secara cepat dan menyeluruh, sehingga sangat cocok untuk diterapkan pada dataset besar dan padat. Salah satu keunggulan utamanya adalah efisiensi dalam mengolah dataset besar dengan konsumsi memori yang lebih rendah serta pemrosesan yang lebih cepat, berkat pengurangan kebutuhan untuk memindai basis data secara berulang [9]. Namun, pada dataset dengan karakteristik tertentu, seperti judul skripsi yang mungkin memiliki struktur dan frekuensi itemset yang berbeda, performa kedua algoritma ini dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang efektivitas dan efisiensi masing-masing dalam konteks analisis pola frekuensi judul skripsi, serta membantu dalam memilih metode yang paling sesuai untuk aplikasi di bidang pendidikan dan penelitian.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Melalui penggunaan algoritma Apriori dan ECLAT, penelitian bertujuan menguji teori terkait analisis asosiasi dan memastikan kesesuaian antara hasil yang diperoleh dengan permasalahan yang diuji, sehingga memberikan

wawasan komprehensif tentang kinerja kedua algoritma dalam konteks analisis pola frekuensi judul skripsi mahasiswa Teknik Informatika.

Gambar 1. merupakan tahapan penelitian secara keseluruhan dimana tahapan ini diawali dengan pengumpulan data berupa judul skripsi mahasiswa informatika yang akan menjadi objek analisis. Setelah data terkumpul, tahap berikutnya adalah *preprocessing* data untuk memastikan data yang digunakan bersih, konsisten, dan siap untuk dianalisis. Langkah *preprocessing* meliputi penghapusan duplikasi, normalisasi teks, dan konversi format. Selanjutnya, algoritma Apriori dan ECLAT diimplementasikan untuk menggali pola-pola asosiasi dari data yang telah diproses. Pada tahap ini, dibuat aturan asosiasi (*association rules*) yang dapat mengidentifikasi hubungan atau pola yang relevan dalam data. Kemudian, dilakukan analisis perbandingan kinerja antara algoritma Apriori dan ECLAT berdasarkan parameter tertentu, seperti efisiensi waktu eksekusi, jumlah aturan yang dihasilkan, dan kualitas aturan. Dan terakhir, hasil analisis disusun untuk memberikan wawasan terkait pola dan rekomendasi yang dapat membantu mahasiswa menentukan judul skripsi yang lebih bervariasi dan relevan.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Data judul skripsi yang digunakan dalam penelitian diperoleh langsung dari perpustakaan Universitas Sulawesi Barat. Proses pengambilan data dilakukan dengan mencatat setiap judul skripsi mahasiswa program studi informatika yang tersedia dalam koleksi perpustakaan. Adapun informasi yang dikumpulkan yaitu judul skripsi, nama mahasiswa dan nim, topik skripsi, algoritma yang digunakan dalam penelitian, serta output dari skripsi.

Tabel I. menunjukkan daftar topik skripsi yang akan dijadikan rujukan dalam pengelompokan topik skripsi.

TABEL I. TOPIK SKRIPSI

No	Topik Skripsi
1	Sistem Informasi
2	Machine Learning
3	Keamanan Jaringan
4	Rekaya Perangkat Lunak (RPL)
5	Sistem Informasi Geografis (GIS)
6	Sistem Pendukung Keputusan (SPK)
7	Internet of Things (IoT)
8	Sistem Pakar
9	Data Mining
10	Augmented Reality

Selanjutnya pada Tabel II. untuk Output dari skripsi sebagai rujukan dalam tahap *preprocessing* data.

TABEL II. OUTPUT SKRIPSI

No	Output
1	Website
2	Desktop
3	Program
4	Prototype
5	Jaringan
6	Mobile

Pada penelitian ini, algoritma yang digunakan dalam judul-judul skripsi sangat beragam, mencakup berbagai pendekatan baik yang berbasis statistik maupun kecerdasan buatan. Beberapa algoritma yang sering ditemukan antara lain Naïve Bayes, *Fuzzy Logic*, algoritma clustering seperti K-Means dan algoritma Apriori untuk analisis data.

Terdapat beberapa judul skripsi yang tidak secara eksplisit menggunakan algoritma atau metode tertentu. Judul-judul tersebut cenderung berfokus pada pengembangan sistem, perancangan antarmuka, atau studi literature tanpa penerapan metode komputasi spesifik. Untuk itu, judul-judul tersebut dikelompokkan sebagai kategori tanpa metode atau tanpa penggunaan algoritma.

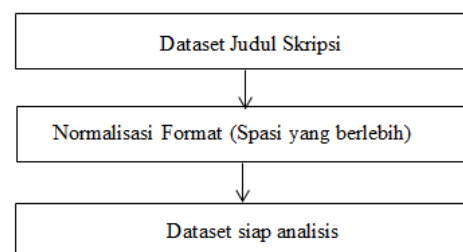
Data dikumpulkan dari skripsi yang telah diterbitkan oleh mahasiswa dari tahun 2016-2025. Informasi akan dianalisis untuk mengidentifikasi pola penelitian dan perkembangan topik yang menjadi perhatian mahasiswa informatika dalam periode tersebut. Selanjutnya, dilakukan pengecekan ulang untuk memastikan keakuratan dan kelengkapan data sebelum dilanjutkan ke tahap *preprocessing*. Data yang terkumpul berjumlah sebanyak 545 judul skripsi yang siap untuk dianalisis lebih lanjut.

Total 545 judul skripsi yang telah dikumpulkan, data akan diolah lebih lanjut dengan fokus pada tiga elemen utama, yaitu

topik skripsi, metode yang digunakan, dan output yang dihasilkan. Berdasarkan tabel yang telah dibuat, setiap judul skripsi dikelompokkan sesuai kategori tersebut untuk mempermudah analisis. Data ini kemudian akan diproses untuk mengidentifikasi pola-pola umum, tren topik penelitian, serta kecenderungan metode dan jenis output yang sering digunakan mahasiswa dalam penyusunan skripsi mereka.

2.2. Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* data dilakukan untuk mempersiapkan dataset agar sesuai dengan kebutuhan analisis algoritma asosiasi. Pada tahapan ini, dilakukan eliminasi kolom-kolom yang tidak relevan dengan proses perhitungan, seperti kolom tahun, nama dan informasi tambahan lainnya. Data yang tersisa meliputi kolom topik skripsi, metode penelitian dan output yang menjadi fokus utama dalam proses analisis. Selain itu, dilakukan proses normalisasi data untuk memastikan konsistensi format, seperti penghapusan karakter khusus dan penghapusan spasi berlebih. Data yang telah diproses ini kemudian disusun dalam bentuk entri untuk dianalisis lebih lanjut menggunakan algoritma Apriori dan ECLAT. Dimana pada tahap ini menggunakan tools google colab dan menggunakan bahasa pemrograman python. Dataset melalui proses seperti eliminasi atribut tidak relevan, normalisasi format data, dan penghapusan spasi berlebih. Sebagai contoh Gambar 3 merupakan gambar visualisasi tahap *preprocessing* Data.



Gambar 2. Visualisasi Tahap *Preprocessing* Data

Setelah melakukan tahap *preprocessing* data selanjutnya masuk pada dataset yang siap dianalisis menggunakan kedua algoritma Apriori dan ECLAT. Tabel III menunjukkan hasil *preprocessing* data

TABEL III. HASIL *PREPROCESSING* DATA

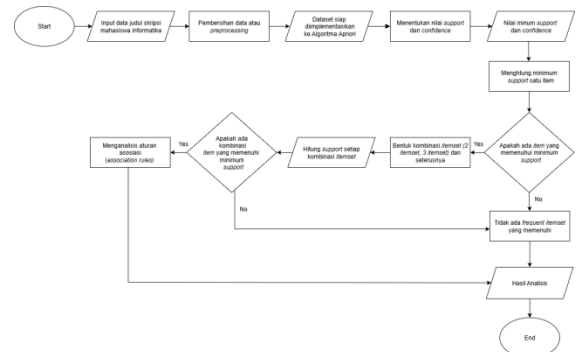
No	Topik Skipri	Metode	Output
1	Sistem Informasi	Tanpa Metode	Website
2	Machine Learning	Tanpa Metode	Desktop
3	Machine Learning	Naïve Bayes	Program
4	Sistem Informasi	Tanpa Metode	Website
5	Machine Learning	Tanpa Metode	Program
...	...	...	...
545	Machine Learning	<i>Breadht First Search</i>	Program

Tabel III. menunjukkan struktur data yang telah siap digunakan untuk dianalisis, dimana setiap entri mewakili kombinasi topik, metode dan output penelitian. Dataset lengkap berisi total 545 entri, yang seluruhnya akan digunakan untuk menganalisis pola asosiasi lebih lanjut menggunakan algoritma Apriori dan ECLAT.

2.3. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan metode yang sering digunakan dalam analisis keranjang belanja untuk mencari pola *frequent itemset* dengan memanfaatkan teknik *association rule*. *Association rule* berguna untuk mengidentifikasi hubungan sebab-akibat atau korelasi antara item-item dalam sebuah dataset. Aturan asosiasi (*association rules*), juga dikenal sebagai analisis asosiasi, merupakan bagian dari data mining yang berfungsi sebagai pendekatan deskriptif untuk menemukan hubungan antar item dalam data. Teknik ini bertujuan untuk mengidentifikasi kelompok atribut yang sering muncul secara bersamaan (*co-occurrence*) dengan frekuensi tinggi dan membentuk aturan yang menggambarkan pola hubungan tersebut[10]. Dalam konteks *data mining*, algoritma Apriori berperan dalam proses *association rule mining* (ARM) yang bertujuan menggali pola-pola *frequent itemset* dari kumpulan data yang dianalisis [11]. Algoritma Apriori merupakan salah satu metode data mining yang paling sering dimanfaatkan untuk membangun berbagai aturan asosiasi (*association rules*) [12]. Algoritma Apriori pertama kali diperkenalkan oleh Agrawal & Skrikant pada tahun 1994, merupakan metode dasar dalam data mining untuk mengidentifikasi *frequent itemsets* dalam aturan asosiasi Boolean [13]. Pendekatan ini termasuk dalam kategori aturan asosiasi dan sering digunakan dalam

affinity analisis atau market basket analisis untuk menemukan pola hubungan antara berbagai atribut dalam kumpulan data.



Gambar 3. Flowchart Algoritma Apriori

Gambar 3. menunjukkan alur kerja algoritma Apriori dalam menganalisis data. Proses diawali dengan memasukkan data judul skripsi dan menetapkan nilai minimum *support*. Selanjutnya, dilakukan perhitungan *support* untuk satu dataset. Jika terdapat dataset yang memenuhi kriteria minimum *support*, proses dilanjutkan dengan membentuk kombinasi dataset (2-dataset, 3 dataset, dan seterusnya) dan menghitung *support* untuk setiap kombinasi. Setelah itu, nilai *confidence* dan *lift ratio* dihitung untuk setiap kombinasi yang memenuhi syarat minimum *support*. Langkah ini bertujuan untuk menilai kekuatan hubungan antar *item* dalam setiap kombinasi.

Dalam algoritma Apriori, pembentukan aturan asosiasi terdiri dari dua tahap utama: *support* dan *confidence* [12]. *Support* mengacu pada persentase kemunculan suatu kombinasi item dalam database, sedangkan *confidence* mencerminkan seberapa kuat hubungan antara item-item dalam aturan asosiasi [14]. Berikut adalah langkah-langkah dalam penentuan *support* satu item:

$$\text{Support}(A) = \frac{n(A)}{n(S)} \times 100\% \quad (1)$$

Dengan

Support(A) : Persentase item A
n(A) : Jumlah item A
n(S) : Jumlah keseluruhan item

Sementara itu, rumus berikut dapat digunakan untuk mencari nilai *support* yang lebih dari satu atau sama dengan 2-*itemset* [15].

$$\text{Support}(A,B) = \frac{n(A \cap B)}{n(S)} \times 100\% \quad (2)$$

Dengan

$Support(A,B)$: Persentase *item* A dan B terjadi bersama
 $n(A \cap B)$: Jumlah *item* A dan B terjadi bersama
 $n(S)$: Jumlah keseluruhan *item*

Tahap selanjutnya yaitu pembentukan *Association Rules* dimana pada tahapan ini bertujuan untuk menemukan aturan asosiasi yang memenuhi ambang minimum nilai *confidence* setelah semua pola frekuensi tinggi berhasil diidentifikasi. *Confidence* menunjukkan seberapa kuat hubungan antara *item-item* dalam aturan asosiasi. Untuk menghitung nilai *confidence*, rumus berikut dapat digunakan [15].

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{support(A, B)}{support(A)} \quad (3)$$

Dengan

$Confidence(A \rightarrow B)$: Persentase jika *item* A terjadi maka *item* B ikut terjadi

$Support(A, B)$: Persentase *item* A dan B terjadi bersama

$Support(A)$: Persentase A

Selain *support* dan *confidence*, terdapat satu parameter tambahan dalam aturan asosiasi, yaitu *lift ratio*. *Lift ratio* digunakan untuk mengukur kekuatan aturan asosiasi yang dihasilkan berdasarkan nilai *support* dan *confidence*. Semakin tinggi *lift ratio*, semakin kuat pula aturan *assosiasi* yang terbentuk. Nilai *lift ratio* dapat dihitung menggunakan rumus berikut [9].

$$Lift\ ratio(A \rightarrow B) = \frac{Confidence(A \rightarrow B)}{Support(B)} \quad (4)$$

Dengan

$Lift\ ratio(A \rightarrow B)$: Kekuatan asosiasi

$Confidence(A \rightarrow B)$: Persentase jika *item* A terjadi maka *item* B ikut terjadi

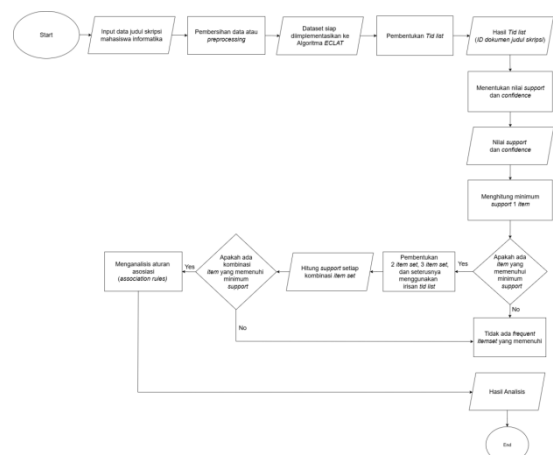
$Support(B)$: Persentase *item* B

2.4. Algoritma Equivalence Class Transformation (ECLAT)

Algoritma ECLAT adalah metode yang sering digunakan untuk menemukan pola atau *item* yang sering muncul dalam data transaksi. Algoritma ini dikenal efisien dan efektif, terutama saat bekerja dengan dataset berukuran

besar. Algoritma ECLAT mengelompokkan *item-item* yang memiliki kesamaan berdasarkan kriteria tertentu ke dalam kelas *Equivalence Class*. Kelas yang serupa diperoleh melalui pembagian suatu himpunan, di mana *Equivalence Class* dibentuk menggunakan kelas berbasis prefiks [16]. Pada algoritma ECLAT, proses pemindaian database tidak dilakukan berulang kali karena pencarian *itemset* tidak memperhatikan urutan *item*. Hal ini memungkinkan algoritma bekerja lebih efisien dalam menemukan frequent *itemset*. Berbeda dengan algoritma Apriori yang mencari pola dengan pendekatan menyeluruh (*breadth-first search*), ECLAT menggunakan strategi pencarian yang lebih fokus dan mendalam (*depth first search*), serta memproses data dalam format *vertical* untuk mempercepat analisis.

Nilai *support*, *confidence* dan *lift ratio* pada algoritma Apriori dan ECLAT menggunakan persamaan yang sama. Yang membedakan dari kedua algoritma tersebut yaitu cara mencari *itemset*nya yang berbeda. Gambar 4 merupakan alur dari flowchart Algoritma ECLAT



Gambar 4. Flowchart Algoritma ECLAT

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Implementasi Algoritma Apriori

Implementasi dilakukan pada 545 data judul skripsi mahasiswa Informatika menggunakan *tools google colab*. Nilai *support* yang digunakan adalah 10% dan nilai *confidence* sebesar 70%.

Proses pengujian dimulai dengan pembentukan satu *itemset* untuk mengidentifikasi pola judul skripsi yang sering muncul dalam dataset yang terdiri dari 545 data. Penentuan nilai minimum *support* sebesar 10% dilakukan dengan mempertimbangkan jumlah

total data. Dengan demikian, minimum support setara dengan $10\% \times 545 = 54.5$, atau minimal 55 kemunculan sebuah item agar dapat dianggap memenuhi kriteria *frequent itemset*. Tabel IV memperlihatkan implementasi untuk satu *itemset*.

TABEL IV. IMPLEMENTASI SATU ITEM SET

No	Item	Jum.	Support	Ket.
1	Ahp	8	1%	Tidak Lulus
2	Ahp dan Electre	1	0%	Tidak Lulus
3	Ahp dan Promethee	1	0%	Tidak Lulus
...	...	...	...	...
100	Website	249	46%	Lulus
101	Weighted product	1	0%	Tidak Lulus
102	Winnowing	1	0%	Tidak Lulus
103	Yolo	3	1%	Tidak Lulus

Tabel IV. *item* yang tidak memenuhi minimum *support* kurang dari 10% akan diberi keterangan Tidak Lulus, sedangkan item yang memenuhi minimum *support* akan diberi keterangan Lulus. Dari 103 data item yang telah diuji ada 8 data atau item yang dinyatakan lulus memenuhi minimum *support* untuk diproses ke pembentukan 2 pasangan item set selanjutnya, sementara yang tidak lulus akan di eliminasi.

Setelah melakukan seleksi pada satu itemset, langkah selanjutnya membentuk tabel yang berisi item-item yang lulus seleksi minimum *support*.

TABEL V. HASIL FREQUENT ITEMSET ITERASI PERTAMA

No	Item	Jumlah	Support
1	Prototype	126	23%
2	IoT	136	25%
3	Machine Learning	129	24%
4	Program	123	23%
5	SPK	69	13%
6	Sistem Informasi	91	17%
7	Tanpa Metode	272	50%
8	Website	249	46%

Tabel V. adalah data yang memenuhi minimum *support* maka akan diproses ke pembentukan 2-*itemset*

Langkah berikutnya adalah membentuk *itemset* 2 item dari kumpulan item yang lolos seleksi sebelumnya, seperti yang ditampilkan pada Tabel 6. Itemset 2 item adalah kombinasi

dua item yang muncul bersama-sama dala satu transaksi. Pada penelitian ini, langkah-langkah pengujian tidak dijelaskan secara rinci, tetapi hasil akhirnya langsung ditampilkan dalam bentuk Tabel V, yang memuat kombinasi 2 *itemset* yang berhasil lolos seleksi.

TABEL VI. HASIL FREQUENT ITEMSET ITERASI KEDUA

No	Item	Jum.	Support
1	Prototype, IoT	126	23%
2	Prototype, Tanpa Metode	92	18%
3	IoT, Tanpa Metode	99	17%
4	Machine Learning, Program	92	17%
5	SPK, Website	66	12%
6	Sistem Informasi, Tanpa Metode	78	14%
7	Sistem Informasi, Website	77	14%
8	Tanpa Metode, Website	112	22%

Tabel VI. menampilkan hasil pengujian 2 itemset yang dinyatakan telah lulus dan memenuhi minimum *support* yang selanjutnya akan dilanjutkan ke tahap proses pembentukan 3 itemset.

Tahap berikutnya adalah membentuk 3 itemset dengan menggabungkan *item-item* yang telah memenuhi kriteria minimum *support* dari hasil pengujian pada 2 itemset sebelumnya.

Tabel VII. Hasil *Frequent* Itemset Iterasi Ketiga

No	Item	Jumlah	Support
1	Prototype, IoT, Tanpa Metode	92	17%
2	Tanpa Metode, Sistem Informasi, Website	64	12%

Tabel VII. merupakan tahap terakhir pembentukan *frequent*, dikarenakan tidak ada lagi kombinasi item yang memenuhi minimum *support* untuk membentuk *frequent* 4-itemset. Dengan demikian proses pencarian *frequent* itemset berhenti pada *frequent* 3-itemset.

Aturan *asosiasi* merupakan hasil akhir yang bertujuan bertujuan untuk menentukan aturan terbaik yang dapat dijadikan panduan dalam pengambilan keputusan dan strategi yang lebih optimal. Tahap ini menghasilkan output berupa himpunan item yang sering muncul (*frequent itemset*) atau aturan (rule) dengan nilai tertinggi dari perkalian *support* dan *confidence*. Kesimpulan akhir dari proses Apriori ini menunjukkan bahwa aturan asosiasi dengan pengaruh paling kuat adalah aturan yang memiliki nilai perkalian *support* dan *confidence* tertinggi.

TABEL VIII. ATURAN ASOSIASI DARI 3 ITEMSET YANG TERBENTUK

No	Rule	Jumlah Transaksi 3 Item	Jumlah A	Confidence
1	Jik Outputnya Prototype dan Topik Skripsinya, maka tidak menggunakan Metode	92	126	73%
2	Jik Outputnya Prototype dan Tidak menggunakan metode, maka topic skripsinya IoT	92	92	100%
3	Jika topik skripsinya IoT dan tidak menggunakan metode, maka outputnya prototype	92	99	93%
4	Jika tidak menggunakan metode dan topik skripsinya system informasi, maka outputnya website	64	78	82%
5	Jika topik skripsinya system informasi dan outputnya website, maka tidak menggunakan metode	64	77	83%

Tabel VIII, aturan-aturan asosiasi dengan *confidence* minimal 70% menunjukkan pola yang kuat antara topik, metode dan output dalam judul skripsi mahasiswa. Pola dengan *confidence* tertinggi, seperti “Jika outputnya prototype dan tidak menggunakan metode, maka topiknya IoT” (100%), mengidentifikasikan preferensi yang konsisten dalam pemilihan kombinasi elemen-elemen tersebut.

Hasil uji *Lift Ratio* dilakukan untuk mengevaluasi kekuatan hubungan antara itemset dalam aturan asosiasi yang telah dibentuk.

TABEL IX. HASIL UJI *LIFT RATIO*

No	If Antecedent	Then Consequent	Support	Confidence	Lift ratio
1	Jika topik skripsinya Sistem Informasi	Maka outputnya Website dan tanpa metode	12%	70%	3,42
2	Jika Outputnya Website dan Topik Skripsinya Sistem Informasi	Maka tidak menggunakan metode	12%	83%	1,67
3	Jika Topik skripsinya Sistem Informasi dan tanpa metode	Maka outputnya Website	12%	82%	1,80
4	Jika outputnya prototype	Maka topik skripsinya IoT dan tidak menggunakan algoritma	17%	73%	4,02
5	Jika Topik Skripsinya IoT dan tidak menggunakan metode	Maka Outputnya Prototype	17%	93%	4,02
6	Jik topik skripsinya IoT dan Outputnya Prototype	Maka tidak menggunakan Algoritma	17%	73%	1,46
7	Jika tidak menggunakan metode dan outputnya prototype	Maka topik skripsinya IoT	17%	100%	4,01

Nilai *lift ratio* pada Tabel IX yang lebih besar dari 1 menunjukkan adanya hubungan positif yang signifikan antara antecedent dan *consequent*. Pola dengan nilai *lift ratio* tertinggi, yaitu 4,02 (pada aturan "Jika outputnya alat, maka topik skripsinya IoT dan tidak menggunakan algoritma"), menunjukkan hubungan yang sangat kuat. Hal ini mengindikasikan bahwa mahasiswa yang memilih output alat cenderung mengarah pada topik IoT tanpa menggunakan algoritma. Secara keseluruhan, nilai *lift ratio* ini mengidentifikasi keterkaitan kuat yang dapat digunakan untuk memberikan rekomendasi arah penelitian skripsi berdasarkan pola-pola yang telah ditemukan.

3.2 Implementasi Algoritma Equivalence Class Transformation (ECLAT)

Data judul skripsi Pada algoritma Equivalence Class Transformation (ECLAT), direpresentasikan dalam bentuk vertical. Dalam bentuk ini, setiap item dikaitkan dengan daftar transaksi dimana item tersebut muncul. Representasi ini mempermudah identifikasi pola frekuensi tinggi dengan cara melakukan operasi irisan (*intersection*) antar data transaksi. Tabel X adalah contoh tabel vertikal untuk ilustrasi cara kerja algoritma ECLAT:

TABEL X. REPRESENTASI DATA KE VERTICAL

No	Itemset	Tid-List
1	Ahp	108, 135, ..., 520
2	Ahp & Electre	488
3	Ahp & Promethee	214
...	...	...
103	Yolo	152, 154, 352

Setelah data judul skripsi direpresentasikan dalam bentuk vertikal, langkah berikutnya adalah menghitung frekuensi kemunculan setiap item tunggal (1 itemset) di dalam bentuk transaksi. Pada tahap ini, algoritma ECLAT akan menentukan item-item yang memenuhi nilai minimum *support* yang telah ditentukan sebelumnya. Tabel berikut menyajikan hasil dari *frequent 1-itemset* yang diperoleh.

TABEL XI. HASIL FREUENT 1 ITEMSET

No	Itemset	Tidlist	Jumlah	Support
1	Prototype	24, 30, 31, 42, ..., 544	126	23%
2	IoT	24, 30, 31, 42, ..., 544	136	25%
3	Machine	2, 3, 5,	129	24%

	Learning	14, ..., 545		
4	Program	3, 5, 14, 17, ..., 545	123	23%
5	SPK	18, 37, 54, 61, ..., 533	69	13%
6	Sistem Informasi	1, 4, 7, 8, ..., 528	91	17%
7	Tanpa Metode	1, 2, 4, 5, ..., 544	272	50%
8	Website	1, 4, 6, 7, ..., 533	249	46%

Tabel XI, memperlihatkan *itemset* yang memiliki frekuensi yang memenuhi atau melebihi nilai minimum *support* yang akan dipertahankan untuk membentuk *frequent 2 itemset* dan seterusnya melalui proses irisan (*intersection*).

Langkah selanjutnya adalah membentuk *frequent 2-itemset* dengan menggabungkan pasangan item dari *frequent 1-itemset*. Proses ini dilakukan dengan cara melakukan irisan (*intersection*) pada daftar judul skripsi yang diubah ke bentuk transaksi dari setiap pasangan item untuk menghitung jumlah kemunculan bersama *support* dalam data judul skripsi. Tabel XII menyajikan hasil dari *frequent 2-itemset*:

TABEL XII. HASIL FREQUENT 2 ITEMSET

No	Itemset	Tidlist	Jumlah	Support
1	Prototype, IoT	24, 30, 31, ..., 544	126	23%
2	Prototype, Tanpa Metode	24, 30, 31, ..., 544	92	23%
...	...	...	...	...
7	Sistem Informasi, Website	1, 4, 7, ..., 528	77	14%
8	Tanpa Metode, Website	1, 4, 6, ..., 529	112	21%

Tabel XII, hanya *itemset* yang memiliki frekuensi yang memenuhi atau melebihi nilai minimum *support* yang akan dipertahankan. *Frequent 2-itemset* ini kemudian menjadi dasar untuk pembentukan *frequent 3-itemset* melalui proses irisan lanjutan.

Frequent 3-itemset dihasilkan dengan menggabungkan *frequent 2-itemset* yang memiliki daftar transaksi yang tumpang tindih. Proses ini dilakukan dengan menghitung jumlah transaksi dimana tiga item muncul bersama, dan hanya kombinasi yang memenuhi nilai minimum *support* yang dipertahankan.

TABEL XIII. HASIL FREQUENT 3 ITEMSET

No	Itemset	Tid list	Jumlah	Support
1	Prototype,Iot, TanpaMetode,	24, 30, 31,...,544	92	17%
2	Tanpa Metode,Sistem Informasi, Website	1, 4, 7, ..., 528	64	12%

Hasil Tabel XIII merupakan tahap terakhir pembentukan *frequent*, dikarenakan tidak ada lagi kombinasi *item* yang memenuhi minimum *support* untuk membentuk *frequent* 4-itemset. Dengan demikian proses pencarian *frequent itemset* berhenti pada *frequent* 3-itemset.

Setelah *frequent* itemset diperoleh, tahap selanjutnya adalah membentuk aturan asosiasi berdasarkan *frequent* itemset tersebut. Pada algoritma ECLAT, aturan asosiasi dibangun dengan menentukan pasangan *antecedent* (A) dan *consequent* (B) dari setiap *frequent* itemset. Berikut adalah tabel hasil aturan asosiasi.

TABEL XIV. HASIL PEMBENTUKAN ATURAN ASOSIASI

No	Rule	Jumlah Frequent 3 item	Jumlah A	Confidence
1	Sistem Informasi→ Website, Tanpa Metode	64	91	70%
2	Tanpa Metode, Sistem Informasi→ Website	64	78	83%
3	Website, Sistem Informasi→ Tanpa Metode	64	77	82%
4	Prototype, Tanpa Metode→IoT	92	126	73%
5	IoT, Prototype→ Tanpa Metode	92	126	73%
6	Tanpa Metode, Prototype→ IoT	92	92	100%
7	Tanpa Metode, IoT→Proto type	92	99	93%

Lift ratio adalah parameter tambahan dalam aturan asosiasi selain *support* dan *confidence*. Ukuran ini digunakan untuk menilai

seberapa kuat hubungan antara *item-item* dalam aturan asosiasi yang telah terbentuk, dengan memanfaatkan nilai *support* dan *confidence*.

TABEL XV. PEMBENTUKAN *LIFT RATIO*

No	If Antecedet	Then Conseqt	Supprt	Confi Dance	Lift ratio
1	Jika topik skripsi nya Sistem Informasi	Maka output nya Web site dan tanpa metode	12%	70%	3,42
2	Jika Output Nya Website dan Topik Skripsi nya Sistem Informasi	Maka tidak menggunakan metode	12%	83%	1,67
3	Jika Topik skripsinya Sistem Informasi dan tanpa metode	Maka output nya Web site	12%	82%	1,80
4	Jika output nya proto type	Maka topik skripsinya IoT dan tidak menggunakan metode	17%	73%	4,02
5	Jika Topik Skripsinya IoT dan tidak menggunakan metode	Maka Outputnya Proto type	17%	93%	4,02
6	Jik topik skripsinya IoT dan Output nya Proto type	Maka tidak menggunakan Metode	17%	73%	1,46
7	Jika tidak menggunakan metode dan output nya proto type	Maka topik skripsinya IoT	17%	100%	4,01

Hasil *lift ratio* dari algoritma Eclat menunjukkan, aturan dengan nilai *lift ratio* yang lebih besar dari 1 menunjukkan adanya hubungan positif antara *antecedent* dan *consequent*, dengan hubungan paling kuat ditunjukkan oleh aturan yang memiliki *lift ratio* sebesar 4,02. Aturan ini menyatakan bahwa "Jika outputnya berupa prototype, maka topik skripsinya IoT dan tidak menggunakan metode," yang berarti bahwa pola ini memiliki kemungkinan keterkaitan yang sangat signifikan. Secara keseluruhan, nilai *lift*

ratio dalam tabel ini memberikan wawasan tentang hubungan yang relevan dan signifikan antara topik, output, dan metode, yang dapat dijadikan panduan untuk memahami kecenderungan penelitian mahasiswa.

3.3 Perbandingan Algoritma Apriori dan ECLAT

Dalam penelitian ini, dilakukan pengujian untuk membandingkan waktu eksekusi antara algoritma Apriori dan ECLAT pada dataset yang sama. Pengujian dilakukan dengan mengatur nilai minimum support dan minimum *confidence* yang sama untuk kedua algoritma, sehingga hasil yang diperoleh dapat dibandingkan secara adil.

TABEL XVI. PERBANDINGAN ALGORITMA APRIORI DAN ECLAT

Perbedaan	Apriori	Eclat
Waktu proses (detik)	0.007754	0.007050
Jumlah <i>Association rule</i>	7	7
<i>Average Confidence</i>	0.82	0.82
<i>Average Lift ratio</i>	2.91	2.91
Memori (KB)	38.27	198.25

Tabel xvi. perbandingan antara algoritma Apriori dan Eclat menunjukkan bahwa kedua algoritma menghasilkan jumlah *association rule*, rata-rata *confidence*, dan rata-rata *lift ratio* yang sama, yaitu 7 aturan, 0.82, dan 2.91, masing-masing. Namun, dari segi efisiensi waktu proses, Eclat lebih cepat (0.007050 detik) dibandingkan Apriori (0.007754 detik). Sebaliknya, dalam penggunaan memori, Apriori lebih efisien (38.27 KB) dibandingkan Eclat yang membutuhkan memori lebih besar (198.25 KB). Hal ini menunjukkan bahwa Eclat unggul dalam waktu eksekusi, sementara Apriori lebih hemat dalam penggunaan memori. Pemilihan algoritma dapat disesuaikan dengan kebutuhan penelitian, baik untuk efisiensi waktu maupun penggunaan sumber daya memori.

Penelitian ini tidak hanya membandingkan kinerja algoritma Apriori dan Eclat, tapi juga bermanfaat untuk pengembangan akademik di program studi. Dari hasil analisis judul skripsi, penelitian ini memberi gambaran kepada mahasiswa tentang topik, metode, dan hasil skripsi yang sering digunakan. Banyak mahasiswa memilih judul tentang IoT dengan output berupa prototipe, atau sistem informasi dengan output website. Penggunaan algoritma sistem cerdas masih jarang, begitu juga dengan topik Rekayasa Perangkat Lunak yang menghasilkan aplikasi masih jarang sekali mahasiswa yang mengajukan. Berdasarkan hasil

data, pola frekuensi dari kedua algoritma sangat membantu program studi dalam melihat kecenderungan judul skripsi, mulai dari topik, metode, hingga hasil dari output yang dihasilkan dari setiap skripsi mahasiswa. Karena itu, penelitian ini bisa jadi panduan agar mahasiswa tidak mengangkat judul atau topik skripsi yang itu-itu saja melainkan lebih beragam lagi dan lebih berinovasi lagi dalam pemilihan judul serta hasil skripsi yang mereka hasilkan juga bisa banyak yang mengangkat pembuatan aplikasi berbasis mobile dan sesuai dengan perkembangan teknologi.

4. Kesimpulan dan Saran

Algoritma Apriori dan ECLAT menunjukkan hasil yang sebanding dalam analisis pola frekuensi judul skripsi mahasiswa Teknik Informatika. Keduanya menghasilkan jumlah aturan asosiasi, rata-rata *confidence*, dan *lift ratio* yang sama. Namun, ECLAT lebih cepat dalam proses eksekusi karena menggunakan pendekatan *depth-first search* dengan struktur data vertikal, sedangkan Apriori lebih hemat memori dengan pendekatan *breadth-first search* dan representasi horizontal. Pemilihan algoritma sebaiknya disesuaikan dengan kebutuhan, seperti efisiensi waktu atau sumber daya memori. Selain itu, Analisis ini menunjukkan bahwa banyak judul skripsi secara jelas tidak menyebutkan metode atau algoritma yang digunakan, tetapi lebih fokus pada pembuatan atau pengembangan sistem. atau topik spesifik seperti Sistem Informasi, *Internet of Things* (IoT), dan Machine Learning. Temuan ini memberikan wawasan penting untuk memahami tren judul skripsi dan mendukung pengembangan topik yang lebih variatif.

Berdasarkan hasil penelitian ini, disarankan agar penelitian selanjutnya dapat menggunakan algoritma lain, seperti FP-Growth atau algoritma asosiasi lainnya, untuk dibandingkan dengan Apriori dan ECLAT sehingga dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai efektivitas algoritma dalam analisis pola frekuensi. Selain itu, cakupan analisis juga dapat diperluas dengan menggunakan jumlah data yang lebih besar serta melibatkan lebih dari satu institusi agar diperoleh pemahaman yang lebih beragam mengenai tren topik skripsi di bidang Informatika.

Dari sisi output penelitian, hasil analisis menunjukkan bahwa skripsi mahasiswa paling dominan menghasilkan sistem berbasis website dan prototipe. Temuan ini dapat menjadi

masukannya bagi Program Studi untuk mendorong mahasiswa mengeksplorasi jenis output lain, seperti aplikasi berbasis mobile, implementasi Internet of Things (IoT), maupun integrasi teknologi baru seperti Virtual Reality (VR), Augmented Reality (AR), Blockchain, dan Cloud Computing, agar variasi hasil penelitian lebih beragam dan sesuai dengan perkembangan teknologi terkini.

Adapun keterbatasan penelitian ini terletak pada ruang lingkup data yang hanya berasal dari satu program studi di satu institusi, dengan jumlah data kurang dari 1000 judul skripsi. Keterbatasan jumlah data tersebut dapat memengaruhi hasil analisis sehingga belum sepenuhnya mewakili kondisi secara lebih luas. Selain itu, tidak semua judul skripsi mencantumkan algoritma atau metode secara jelas, sehingga berpotensi ada informasi yang tidak terdeteksi dalam proses analisis. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih besar, lebih beragam, dan dilengkapi metadata penelitian yang lebih detail agar hasil analisis lebih akurat, menyeluruh, dan representatif.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih saya sampaikan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas berkat dan rahmat-Nya sehingga penelitian ini dapat diselesaikan. Ucapan terima kasih juga saya haturkan kepada dosen pembimbing atas arahan dan bimbingannya, keluarga atas dukungan dan doanya, serta semua pihak yang telah membantu dalam proses penelitian ini. Semoga hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak.

Daftar Pustaka:

- [1] A. Winyo, T. Trisno, And T. Kurra, "Analisis Algoritma Asosiasi Untuk Memilih Judul Mahasiswa Skripsi Stimkom Stella Maris Sumba," *Multidiscip. Indones. Cent. J.*, Vol. 1, No. 1, Pp. 404–411, 2024, Doi: 10.62567/Micjo.V1i1.46.
- [2] F. Teknik, "Penerapan Teks Mining Dan Cosine Similarity Untuk Menentukan Kesamaan Dokumen Skripsi Application Of Text Mining And Cosine Similarity To Determine The Similarity Of Thesis Documents," *Ijis Indones. J. Inf. Syst.*, Vol. 9, No. April 2024, Pp. 99–109, 2024.
- [3] E. P. W. Mandala, "Pola Frekuensi Judul Skripsi Mahasiswa Teknik Informatika Dengan Algoritma Apriori," *J. Teknoif*, Vol. 5, No. 2, Pp. 25–35, 2017, Doi: 10.21063/Jtif.2017.V5.2.25-35.
- [4] L. Lisnawita And M. Devega, "Analisis Perbandingan Algoritma Apriori Dan Algoritma Eclat Dalam Menentukan Pola Peminjaman Buku Di Perpustakaan Universitas Lancang Kuning," *Inovtek Polbeng - Seri Inform.*, Vol. 3, No. 2, P. 118, 2018, Doi: 10.35314/Isi.V3i2.753.
- [5] F. Sulianta And E. Prayogo, "Aturan Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Menciptakan Strategi Pemasaran Pada Apotek," *E-Link J. Tek. Elektro Dan Inform.*, Vol. 19, No. 1, P. 83, 2024, Doi: 10.30587/E-Link.V19i1.5951.
- [6] N. A. Hibnastiar, A. F. Setiawan, And E. H. Susanto, "Application Of Apriori Algorithm For Product Bundle Recommendations Penerapan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Rekomendasi Paket Produk," Vol. 5, No. January, Pp. 321–331, 2025.
- [7] L. Zahrotun And A. F. I. Robbani, "Penerapan Algoritma Eclat Untuk Menemukan Pola Asosiasi Antar Barang Di Aneka Sandang Collection," *Jrst (Jurnal Ris. Sains Dan Teknol.)*, Vol. 7, No. 1, P. 37, 2023, Doi: 10.30595/Jrst.V7i1.15298.
- [8] D. Sitanggang, M. Kom, And A. Apriori, "Delima Sitanggang, M.Kom," 2023.
- [9] I. P. S. Handika And I. K. S. Satwika, "Perbandingan Kinerja Algoritma Apriori Dan Equivalence Class Transformation (Eclat) Dalam Menemukan Pola Pembelian Pada Data Transaksi Minimarket Performance Comparison Of Apriori And Equivalence Class Transformation (Eclat) Algorithms In Finding Purc," Vol. 9, No. 2, Pp. 149–160, 2024.
- [10] R. Adolph, *Data Mining Keterkaitan Antara Keberadaan Tambakmenurut Jenis Ikan Pada Kabupatenatau Kota Di Provinsi Jawa Tengah Dengan Algoritma Apriori*, vol. 3, no. 2. 2016.
- [11] E. Erni and K. Handayani, "Penerapan Pola Permintaan Darah Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Manaj. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 123–133, 2023, doi: 10.36595/misi.v6i2.764.
- [12] W. Firgiawan and N. Nur, "Perbandingan Kinerja Algoritma Apriori dan Frequent Pattern Growth dalam Menemukan Pola Asosiasi".

- [13] A. O. Br Ginting, "Penerapan Data Mining Korelasi Penjualan Spare Part Mobil Menggunakan Metode Algoritma Apriori (Studi Kasus: CV. Citra Kencana Mobil)," *J. Inf. Technol.*, vol. 1, no. 2, pp. 70–77, 2021, doi: 10.32938/jitu.v1i2.1472.
- [14] T. A. Lestari, R. Ramadhanti, and A. P. Windarto, "Implementasi Algoritma Apriori Terhadap Data Penjualan di Toko Roti Ganda Pematangsiantar," *Media Online*, vol. 1, no. 2, pp. 37–41, 2021, [Online]. Available: <https://hostjournals.com/bulletincsr>
- [15] 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.
- [16] A. Setiawan, V. Kurniawan, and R. Novita, "Penerapan Algoritma Eclat Untuk Mencari Pola Hubungan Antar Barang Pada Data transaksi Penjualan," *IJIRSE Indones. J. Inform. Res. Softw. Eng.*, vol. 4, no. 1, pp. 9–16, 2024.