

Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma ECLAT dan Apriori Dalam Pembentukan Aturan Asosiasi Pada Pasar Pertanian Online

Muhammad Putrawan Mahardika, Yulison Herry Chrisnanto, Faiza Renaldi

Jurusan Informatika, Fakultas MIPA

Universitas Jenderal Achmad Yani

Jl. Terusan Sudirman, Cimahi

y.chrisnanto@gmail.com

Abstrak—Association Rules Mining (ARM) merupakan teknik data mining yang dilakukan untuk menemukan asosiasi atau keterlibatan dalam suatu dataset dengan menentukan nilai minimum Support sebagai tolak ukur yang akan menghasilkan informasi yang bermanfaat. Dalam teknik ini terdapat beberapa Algoritma diantaranya Apriori dan Eclat, kedua algoritma tersebut menjadi algoritma yang digunakan dan dianalisis dalam penelitian ini. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis perbandingan pada kedua Algoritma dimana keluaran dari penelitian ini adalah kelebihan, kekurangan, performansi dan analisis rules dari kedua Algoritma tersebut. Sebagai bahan perbandingan, kami menggunakan 3 dataset transaksi dengan jumlah records yang berbeda sehingga memiliki keakuratan akurasi yang lebih baik. Pemilihan kedua algoritma tersebut berdasarkan karakteristik tata letak data yang. Hasil akhir dari penelitian ini adalah Waktu Eksekusi Algoritma Eclat akan unggul ketika nilai minimum supportnya kecil, namun Algoritma Apriori dapat mengimbangi Algoritma Eclat ketika nilai minimum supportnya naik. Disamping itu, penggunaan memory maksimum Algoritma Apriori akan unggul ketika nilai minimum supportnya kecil, namun ketika nilai minimum supportnya dinaikan, Algoritma Eclat dapat mengimbangi Algoritma Apriori. Saran penelitian selanjutnya yaitu diharapkan menggunakan dataset dengan jumlah record dan jumlah kolom pada items yang lebih banyak dibandingkan penelitian ini. Sehingga proses penambangan data tetap mendapatkan jumlah kandidat dari Rules yang dihasilkan.

Kata kunci—Data Mining, Association Rules Mining, Apriori, ECLAT, Analisis Rules.

I. PENDAHULUAN

Association Rules Mining merupakan sebuah teknik penambangan data yang digunakan untuk mencari aturan asosiasi (keterlibatan) dari kumpulan dataset yang telah direferensikan dengan nilai support dan confidence yang telah ditentukan sehingga hasil akhir dari proses penambangan dapat memiliki Informasi [1][2][3][4]. Konsep ini pertama kali diperkenalkan oleh Rakesh Agrawal, Tomasz Imieliński, dan Arun Swami pada tahun 1993 [1]. Studi telah menunjukkan bagaimana Association Rules Mining dapat memberikan pengetahuan di berbagai bidang untuk menemukan sebuah

aturan asosiasi pada sebuah dataset [5]. Namun semakin banyak data yang terdapat pada dataset, maka akan semakin lama juga proses penambangan datanya [6], untuk menanggulangi hal tersebut penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis perbandingan terhadap beberapa Algoritma Association Rules Mining yaitu Apriori dan Eclat. Analisis ini dilakukan karena terdapat perbedaan tata letak data pada kedua Algoritma ini, Apriori menerapkan pendekatan berulang yang dikenal sebagai pencarian level-wise. Algoritma Apriori menggunakan metode bottom-up, breadth-first search (BFS) [7] dan menggunakan dataset dengan tata letak horizontal[8], sedangkan Algoritma Eclat bergantung pada algoritma pencarian depth-first yang menggunakan metode intersection untuk menemukan kumpulan item yang sering dari sebuah dataset [9][10] dan menggunakan dataset dengan tata letak vertical [5][8][11]. Jika tata letak dataset berbentuk horizontal, maka dataset harus dikonversikan menjadi vertical serta mengubah data menjadi numerik agar data dapat ditambah menggunakan Algoritma Eclat [12][5].

Data yang digunakan pada penelitian ini yaitu Market Basket yang dimana nanti hasil keluarannya merupakan Market Basket Analysis [13]. Market Basket Analysis digunakan untuk menemukan pola pembelian pelanggan dengan menemukan asosiasi penting di antara produk yang terdapat pada keranjang belanja [14]. Pemilihan dataset ini sangat cocok digunakan untuk mencari Informasi menggunakan Association Rules Mining dikarenakan digunakan untuk mencari aturan asosiasi pada sebuah dataset [15][16]. Penentuan metode ini didapatkan sesuai dengan fenomena yang dimana pada saat ini kiper Pasar Pertanian Online sedang mengalami peningkatan yang cukup baik, berdasarkan hal tersebut maka akan banyak masyarakat yang melakukan transaksi pembelian produk Pertanian secara Online. Maka dari itu data yang digunakan merupakan hasil transaksi pada PT. Kreasi Nostra Mandiri (Sayurbox) yang merupakan sebuah perusahaan yang menjual hasil produk dari pertanian. Seiring dengan berjalannya hal tersebut maka data suatu transaksi akan bertambah banyak. Data tersebut akan sangat berguna jika dimanfaatkan secara baik, salah satu caranya adalah melakukan Proses Data Mining. Namun, proses Data Mining akan berlangsung lama jika menggunakan Algoritma yang kurang tepat. Maka dari itu,

untuk menanggulangi hal tersebut perlu untuk menentukan Algoritma yang baik dengan cara membandingkan performa dari Algoritma yang digunakan.

Implementasi Perbandingan Algoritma memungkinkan peneliti untuk mendapatkan pengetahuan menentukan algoritma mana yang lebih baik pada saat proses penambangan data dengan berdasarkan kelebihan, kekurangan, dan kecepatan Algoritma [17]. Studi menunjukkan bahwa peneliti dari berbagai penjuru dunia sudah melakukan Analisa Perbandingan Algoritma Apriori dan Eclat untuk mencari algoritma mana yang lebih baik [5][1][18]. Berdasarkan penelitian sebelumnya Algoritma Eclat memiliki performa yang cukup baik dibandingkan Apriori untuk kumpulan data yang lebih kecil (<70 ribu transaksi) ketika nilai dukungan (support) lebih dari 0,03. Dengan ukuran data lebih banyak (>700ribu transaksi), kinerja Eclat tidak perlu dikompromikan jika nilai dukungan (support) nya lebih kecil 0,0002. Namun dengan nilai dukungan lebih dari >0,01 algoritma Apriori lebih baik dibandingkan dengan Eclat [1][19]. Meskipun beberapa penelitian telah dilakukan terkait dengan Analisis Perbandingan Algoritma Association Rules Mining, namun tidak ada yang melakukan penambangan dan analisis terhadap 3 buah data transaksi (skala kecil, sedang, besar) dengan mengukur nilai support dari 0,001-0,5 serta menghitung pemakaiannya memorynya.

Data yang digunakan yaitu merupakan data transaksi yang diperoleh dari PT. Kreasi Nostra Mandiri (Sayurbox) dari Januari 2020 hingga Maret 2020 yang merupakan suatu perusahaan pada bidang penjualan hasil pertanian secara Online. Perbandingan Algoritma ini dilakukan untuk memastikan ketepatan pemilihan algoritma mana yang dapat melakukan penambangan data dengan baik dan efisien sehingga penggunaan Algoritma Association Rules Mining dapat disesuaikan berdasarkan jumlah data yang digunakan sebagai objek penambangan. Dengan menggunakan 3 jenis dataset transaksi (Market Basket Analysis) dengan jumlah itemset berbeda untuk dilakukan proses penambangan data [20] serta dengan nilai support 0,001 s/d 0,5 maka tingkat akurasi perbandingan akan lebih jelas [2]. Perbandingan Algoritma ini akan sejalan dengan berkembangnya teknologi yang sangat pesat maka setiap industri disarankan melakukan proses penambangan data sehingga data tersebut akan memiliki nilai Informasi, maka penelitian ini akan sangat penting dilakukan karena dapat membantu mempercepat proses penambangan data tersebut sehingga menjadi lebih efisien. Selain memberikan pengetahuan baru pada bidang keInformatikaan, proses perbandingan ini juga akan memberikan suatu Informasi Aturan Asosiasi yang terkandung pada dataset yang digunakan sehingga dapat membantu mensukseskan suatu perusahaan

II. METODE

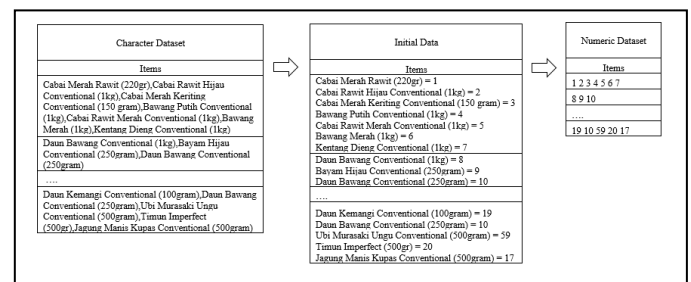
A. Data Collection

Sebelum melanjutkan ke tahap Pre-Processing dan proses Perbandingan Algoritma Apriori dan Eclat, diperlukan pengumpulan dataset sebagai objek untuk mengekstrak informasi. Ada tiga dataset yang digunakan dalam penelitian ini, dan yang pertama adalah data transaksi di PT Kreasi Nostra Mandiri (Sayurbox) dari Januari 2020 sampai Maret 2020 yang terdiri dari 8 kolom dengan 3.000 itemset. Dataset ini digunakan karena saat ini bisnis pasar pertanian online sedang mengalami

peningkatan. Oleh karena itu perlu dilakukan data mining agar data transaksi yang diperoleh akan memiliki informasi yang dapat menunjang keberhasilan bisnis. Data kedua adalah dataset publik (Transaksi) yang terdiri dari 23 kolom dengan 8.000 itemset. Yang terakhir adalah data publik (Transaksi) yang terdiri dari 7 kolom dengan 18.000 itemsets. Dengan jumlah data yang berbeda, tingkat akurasi akan lebih baik. Hal ini didasarkan pada penelitian sebelumnya namun dengan jumlah dan jenis dataset selain penelitian ini [15].

B. Pre Processing

Pada tahap ini, kami melakukan proses seleksi data untuk memilih atribut yang digunakan sebagai objek data mining. Dari tiga atribut yang ada (antara lain: no_transaksi, tanggal_transaksi, item), kami memilih satu atribut, yaitu Items. Setelah proses itu, kami mengubah dataset dengan tipe data item char menjadi integer. Tahap transformasi menyesuaikan dataset dengan aplikasi sehingga proses data mining dapat dilakukan oleh kedua algoritma tersebut [18]. Di bawah ini adalah contoh tahap Transformasi Data yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 18. Transformasi Data

Tahap Transformasi Data dilakukan untuk mengubah data default dengan tipe data Character menjadi Numeric. Data yang diperoleh di PT Kreasi Nostra Mandiri (Sayurbox) berupa Character Dataset, sehingga perlu dilakukan inialisasi data. Setelah Proses Inialisasi selesai, data harus diubah ke dalam bentuk Numerik agar data mining dapat dilakukan oleh aplikasi yang digunakan.

C. Proses Data Mining

Penelitian ini menggunakan dua algoritma yang termasuk dalam Association Rules Mining pada tahap ini, dan kedua algoritma tersebut adalah Apriori Algorithm dan Eclat [21][22]. Penambangan data yaitu menyatukan kedua Algoritma menjadi 1 Aplikasi dengan bahasa pemrograman Python. Ada beberapa tahapan dalam proses Data Mining ini, dan yang pertama adalah menentukan nilai support minimum untuk Algoritma yang kedua. Pada Algoritma Apriori, sistem akan segera melakukan proses data mining. Sedangkan pada Eclat harus melewati tahap transformasi data Horizontal ke Vertikal dengan mengubah data menjadi bit vektor Vertikal sebelum melanjutkan ke tahap penambangan. Hasil data mining dari kedua algoritma tersebut adalah Association Rules on *dataset*, *execution time*, dan *memory usage*. Hasil ini akan digunakan sebagai indikator pembandingan. Untuk mencari waktu eksekusi kedua algoritma tersebut, kita menggunakan Time Package dengan source code sebagai berikut:

```
start_time = time.time()
#Algorithm Code
```

```
duration.append(time.time() - start_time)
viewProgress("Execution Time: "+str(duration[-1]):7)
```

Perhitungan waktu eksekusi dimulai dengan menempelkan kode `start_time = time.time()` di bagian atas sebelum kode untuk menjalankan algoritma yang digunakan. Kemudian di bagian bawah setelah kode algoritma, kita membuat variabel durasi yang di dalam variabel tersebut memiliki nilai dari perhitungan waktu eksekusi. Hasil eksekusi akan ditampilkan menggunakan fungsi `viewProgress` dengan format membatasi 7 digit di belakang koma.

Kemudian untuk mencari Maximum Memory Usage, kita menggunakan Paket `tracemalloc`, dengan kode berikut:

```
tracemalloc.start()
#Algorithm Code
current, peak = tracemalloc.get_traced_memory()
viewProgress(f"Current memory usage is {current / 10**6}MB; Peak was {peak / 10**6}MB",text_area)
tracemalloc.stop()
```

Untuk menghitung Penggunaan Memori Maksimum, kami menggunakan Paket yang terdapat dalam Python. Pada awal pengkodean, kami menyimpan kode `tracemalloc.start()` di awal sesi sebelum kode dari algoritme ditulis. Kemudian di akhir setelah kode Algoritma, kami membuat variabel `current` dan `peak`. Pada variabel tersebut terdapat nilai Maximum Memory Usage. Nantinya hasil akhir akan ditampilkan pada aplikasi yang dibuat.

Hasil ini nantinya akan menampilkan kedua hasil tersebut pada kolom `text_area` yang telah disediakan pada Program yang sudah dibuat. Berikut pada Gambar 2 dibawah ini adalah contoh hasil dari aplikasi yang dibuat.

```
Current memory usage is 1.363984MB; Peak was 2.061024MB
Execution Time: 1.06933
Results have been successfully saved to: C:/Users/62819/OneDrive
/Desktop/APLIKASI - ARM (JADI)/DATA ASLI/RULES/sisayur.txt
```

Gambar 19. Contoh hasil Data Mining

Data mining akan menghasilkan 3 output yaitu waktu eksekusi, penggunaan memori maksimum, dan aturan yang diperoleh. Hasil waktu eksekusi dan penggunaan memori maksimal akan ditampilkan pada `text_area` yang terdapat pada aplikasi. Sedangkan hasil rule yang didapat akan disimpan dalam file dengan format `.txt`.

D. Analisis dan Hasil Perbandingan Algoritma

Tahap ini adalah yang terakhir, dan hasil data mining akan dibandingkan. Proses perbandingan akan menggunakan dua algoritma yaitu Apriori dan Eclat untuk mencari Association Rules, selain itu pada penelitian ini akan menggunakan 3 Transaction Dataset dengan jumlah baris yang berbeda dan menentukan nilai support minimum dari 0,001 hingga 0,5. Penyusunan program akan dilakukan sebanyak 5 kali untuk setiap nilai support minimum sehingga nantinya dapat ditarik kesimpulan nilai yang pasti. Dalam perbandingan ini, beberapa indikator digunakan sebagai bahan perbandingan, yang pertama adalah waktu eksekusi, dan yang kedua adalah Maximum Memory Usage.

Waktu eksekusi diperoleh dengan menjalankan aplikasi dengan dataset yang sama dan nilai support minimum pada kedua algoritma. Demikian juga nilai Maximum Memory Usage diperoleh dengan cara yang sama seperti proses pendapatan Execution Time. Proses analisis akan menghasilkan kelebihan dan kekurangan dari masing-masing algoritma ini mengikuti indikator dan kondisi yang telah ditentukan.

III. HASIL DAN DISKUSI

Proses perbandingan ini menggunakan tiga jenis dataset dengan ukuran yang berbeda, yang pertama memiliki 3.000 record dengan 8 kolom, yang kedua memiliki 8.000 record dengan 23 kolom, dan yang terakhir memiliki 18.000 record dengan 7 kolom. Selain itu, kami akan menyusun perbandingan dengan menentukan nilai support minimum dari 0,001 hingga 0,5 untuk kedua algoritma yang digunakan. Dari masing-masing nilai support minimum, akan dihasilkan output berupa waktu eksekusi dan penggunaan memori maksimum. Indikator perbandingan yang digunakan adalah menghitung waktu eksekusi dan penggunaan memori dengan menentukan nilai dukungan yang berbeda.

A. Waktu Eksekusi

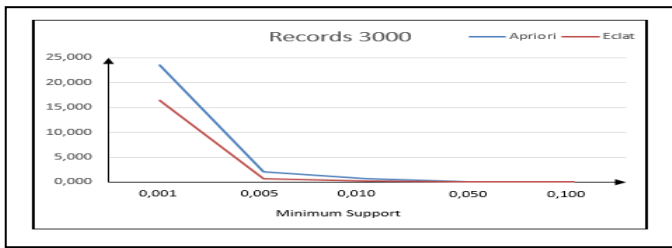
Perbandingan pertama adalah menghitung waktu eksekusi menggunakan dataset dengan 3.000 baris dan delapan kolom. Kecepatan kedua algoritma diperoleh dengan memasangkan source code untuk menghitung kecepatan algoritma pada aplikasi yang digunakan. Hasil waktu eksekusi diperoleh dengan mengambil titik tengah setelah melakukan proses data mining sebanyak lima kali pada setiap nilai support minimal. Berikut adalah hasil perbandingan yang ditunjukkan oleh Tabel 1.

TABEL 12. HASIL WAKTU EKSEKUSI RECORDS 3000

Min. Support	Records 3000	
	Apriori	Eclat
0,001	23,548	16,356
0,005	2,026	0,695
0,010	0,759	0,200
0,050	0,074	0,025
0,100	0,022	0,015

Untuk memperjelas hasil analisis tersebut, berikut dibawah ini merupakan grafik hasil perbandingan kedua Algoritma dengan menggunakan dataset Records 3000 yang ditunjukkan oleh Gambar 3.

Dapat dilihat bahwa Algoritma Eclat lebih unggul dari Apriori. Dengan menentukan nilai minimum support $< 0,005$ maka selisihnya cukup signifikan yang artinya Algoritma Apriori membutuhkan waktu yang lebih lama dibandingkan dengan algoritma Eclat. Namun dengan nilai minimal $> 0,005$ maka selisih waktu eksekusi antara kedua algoritma tersebut tidak jauh berbeda, dimana Algoritma Apriori dapat mengejar ketertinggalan dari Algoritma Eclat. Perbandingan berhenti pada nilai support minimal 0,1 karena kedua algoritma belum menemukan aturan dalam dataset. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa dengan 3000 Records, Algoritma Eclat akan unggul ketika nilai support minimumnya kecil. Sebaliknya, ketika nilai dukungan minimum cukup besar, kecepatan Algoritma Apriori dapat mengimbangi Algoritma Eclat.



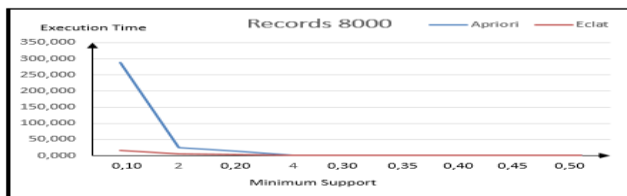
Gambar 20. Hasil Waktu Eksekusi (Records 3000)

Perbandingan kedua menggunakan dataset dengan total 8.000 itemset dengan 23 kolom. Hasil waktu eksekusi diperoleh dengan mengambil titik tengah setelah melakukan proses data mining sebanyak lima kali pada setiap nilai support minimal. Berikut adalah hasil perbandingan yang ditunjukkan oleh Tabel 2.

TABEL 13. HASIL WAKTU EKSEKUSI RECORDS 8000

Min. Support	Records 8000	
	Apriori	Eclat
0.10	287,958	16.077
0.15	25,889	5.234
0.20	14,734	2,969
0.25	2,047	0.844
0.30	1.125	0.750
0.35	0.766	0.469
0.40	0.484	0.531
0.45	0.330	0.437
0.50	0.313	0.344

Untuk memperjelas hasil analisis tersebut, grafik hasil perbandingan kedua Algoritma dengan menggunakan dataset 8000 record yang ditunjukkan oleh Gambar 4.



Gambar 21. Hasil Waktu Ekskusi (Records 8000)

Dengan nilai minimum support < 0,15 maka waktu eksekusi algoritma Apriori tertinggal jauh dari algoritma Eclat. Namun, ketika nilai minimum support meningkat, algoritma Apriori dapat menyalip kecepatan Algoritma Eclat. Ketika nilai minimum support menyentuh 0,40, kecepatan Algoritma Apriori dapat mengalahkan Algoritma Eclat. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan dataset dengan 8000 record, Algoritma Eclat lebih unggul daripada Algoritma Apriori ketika nilai minimum support kecil. Namun di sisi lain, Algoritma Apriori akan unggul jika nilai minimum supportnya cukup besar. Dengan nilai support minimum < 0,15, waktu eksekusi algoritma Apriori tertinggal jauh dari algoritma Eclat. Namun, ketika nilai minimum support meningkat, algoritma Apriori dapat menyalip kecepatan Algoritma Eclat. Ketika nilai minimum support menyentuh 0,40, kecepatan Algoritma Apriori dapat mengalahkan Algoritma Eclat. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan dataset dengan 8000 record, Algoritma Eclat lebih unggul daripada Algoritma

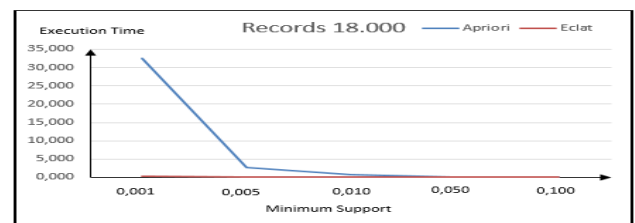
Apriori ketika nilai minimum support kecil. Namun, di sisi lain, Algoritma Apriori akan unggul jika nilai minimum supportnya cukup besar.

Perbandingan terakhir menggunakan dataset dengan total 18.000 itemset dengan tujuh kolom. Hasil waktu eksekusi diperoleh dengan mengambil titik tengah setelah melakukan proses data mining sebanyak lima kali pada setiap nilai support minimal. Berikut adalah hasil perbandingan yang ditunjukkan oleh Tabel 3.

TABEL 14. HASIL WAKTU EKSEKUSI RECORDS 18000

Min. Support	Records 18000	
	Apriori	Eclat
0.001	32,420	0.297
0.005	2,656	0.188
0.010	0.828	0.125
0.050	0.141	0.141
0.100	0.109	0.125

Untuk memperjelas hasil analisis tersebut, berikut dibawah ini merupakan grafik hasil perbandingan kedua Algoritma dengan menggunakan dataset Records 18000 yang ditunjukkan oleh Gambar 5.



Gambar 22. Hasil Waktu Eksekusi (Records 18000)

Dengan nilai minimum support < 0,001, kecepatan Algoritma Apriori tertinggal jauh dari Algoritma Eclat. Namun, ketika nilai minimum support meningkat, kecepatan Algoritma Apriori dapat menyalip kecepatan Algoritma Eclat. Terlihat pada nilai minimum support 0,05, kecepatan kedua algoritma terlihat seimbang. Namun ketika nilai minimum support > 0,05 maka Algoritma Apriori lebih cepat dari pada Algoritma Eclat. Perbandingan harus berhenti pada nilai minimum support 0,1 karena kedua algoritma tidak menemukan aturan dari dataset. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa menggunakan dataset dengan Records 18000 Eclat Algorith akan unggul ketika nilai minimum support kecil. Sebaliknya, Algoritma Apriori akan unggul ketika nilai minimum supportnya cukup besar.

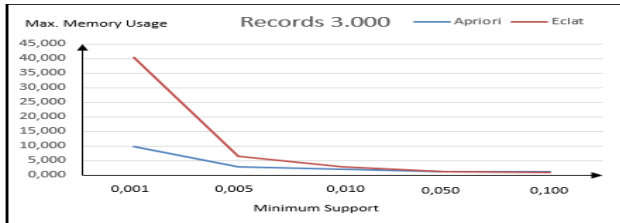
B. Penggunaan Memory Maksimum

Perbandingan pertama menghitung Penggunaan Memori Maksimum dengan menggunakan kumpulan data dengan 3.000 baris dan delapan kolom. Maksimum Memory Usage kedua algoritma diperoleh dengan memasangkan source code untuk menghitung penggunaan memori maksimum algoritma pada aplikasi yang digunakan. Hasil dari Maximum Memory Usage diperoleh dengan mengambil titik tengah setelah melakukan proses data mining sebanyak lima kali pada setiap nilai support minimum. Berikut adalah hasil perbandingan yang ditunjukkan oleh Tabel 4.

TABEL 15. HASIL PENGGUNAAN MEMORY MAKSIMUM RECORDS 3000

Min. Support	Records 3000	
	Apriori	Eclat
0.001	9.817	40,400
0.005	2,907	6,546
0.010	1,951	2,970
0.050	1,296	1.133
0.100	1,235	1.085

Gambar 6 dibawah ini menunjukkan bahwa Penggunaan Memori dalam kumpulan data dengan Records 3.000 adalah di mana Algoritma Apriori unggul ketika min. support kecil, tetapi Algoritma Eclat dapat mengkompensasi penggunaan memori Algoritma Apriori ketika nilai min. support lebih besar.



Gambar 23. Hasil Penggunaan Memory Maksimum (Records 3000)

Berdasarkan hasil diatas dapat diketahui bahwa jika menggunakan dataset dengan total 3000 record dan 8 kolom. Meskipun nilai yang ditentukan dalam dukungan minuman kecil, penggunaan memori maksimum di kedua algoritma tidak terlalu besar. Kemudian dengan bertambahnya nilai minimum support maka penggunaan memori pada kedua algoritma menjadi lebih sedikit.

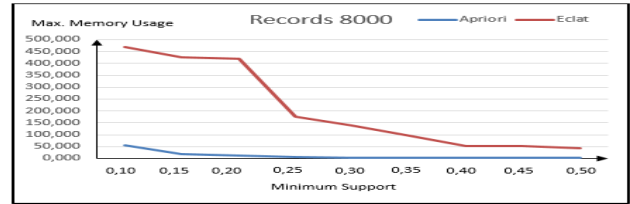
Pada nilai minimum support 0,001, penggunaan memori Algoritma Eclat jauh lebih besar daripada Algoritma Apriori. Namun seiring dengan peningkatan nilai minimum support, penggunaan memori Algoritma Eclat cenderung mampu mengimbangi Algoritma Apriori. Oleh karena itu, dapat disimpulkan dengan menggunakan dataset dengan 3000 record. Penggunaan memori Algoritma Apriori lebih kecil dari Algoritma Eclat ketika nilai minimum supportnya kecil. Namun, ketika nilai dukungan minimum cukup besar, Algoritma Eclat dapat mengimbangi Algoritma Apriori.

Perbandingan kedua adalah menghitung Maximum Memory Usage dengan menggunakan dataset sebanyak 8.000 baris dengan 23 kolom. Hasil Maximum Memory Usage diperoleh dengan mengambil titik tengah setelah melakukan proses data mining sebanyak lima kali untuk setiap nilai support minimum. Berikut adalah hasil perbandingan yang ditunjukkan oleh Tabel 5.

TABEL 16. HASIL PENGGUNAAN MEMORY MAKSIMUM RECORDS 8000

Min. Support	Records 8000	
	Apriori	Eclat
0,10	287,958	16,077
0,15	25,889	5,234
0,20	14,734	2,969
0,25	2,047	0,844
0,30	1,125	0,750
0,35	0,766	0,469
0,40	0,484	0,531
0,45	0,330	0,437
0,50	0,313	0,344

Gambar 7 menunjukkan bahwa Memory Usage pada dataset dengan 8.000 records dimana Algoritma Apriori lebih unggul dari Algoritma Eclat. Meski begitu, Algoritma Eclat mencoba mengkompensasi penggunaan memori dari Algoritma Apriori ketika nilai minimum support lebih besar.



Gambar 24. Hasil Penggunaan Memory Maksimum (Records 8000)

Saat menggunakan dataset dengan total 23 kolom, terlihat bahwa Algoritma Eclat memakan banyak penggunaan memori hingga 4 kali lipat penggunaan memori Algoritma Apriori. Oleh karena itu, ketika sebuah dataset memiliki kolom yang cukup banyak, Algoritma Eclat akan memakan banyak penggunaan memori pada komputer. Maka dari itu kami sarankan menggunakan komputer dengan spesifikasi tinggi jika ingin melakukan data mining dengan total record diatas 5000 jika total kolomnya besar.

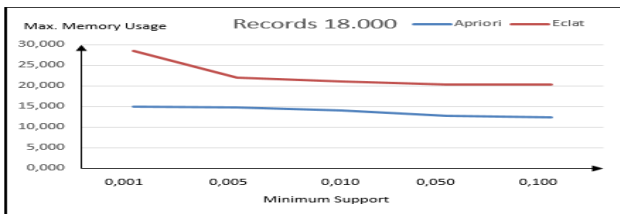
Dengan nilai minimum support yang kecil, Memory Usage dari Eclat Algorithm sangat luas dan sangat berbeda dengan Apriori Algorithm. Namun dengan bertambahnya nilai minimum support tersebut maka Memory Usage dari Eclat Algorithm terlihat semakin kecil dan berusaha mengimbangi Memory Usage dari Eclat Algorithm tersebut. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa pada dataset dengan 8000 record, ketika nilai minimum support kecil, Penggunaan Memori Algoritma Apriori lebih kecil daripada Algoritma Eclat. Namun, ketika nilai minimum Eclat Algorithm cukup besar, penggunaan memori Eclat Algorithm tidak jauh dari Apriori.

Perbandingan terakhir menghitung Penggunaan Memori Maksimum dengan menggunakan dataset dengan 18.000 baris dan tujuh kolom. Hasil Maximum Memory Usage diperoleh dengan mengambil titik tengah setelah melakukan proses data mining sebanyak lima kali untuk setiap nilai support minimum. Berikut adalah hasil perbandingan yang ditunjukkan oleh Tabel 6.

TABEL 17. HASIL PENGGUNAAN MEMORY MAKSIMUM RECORDS 18000

Min. Support	Records 18000	
	Apriori	Eclat
0.001	15,015	28,549
0.005	14,854	21,936
0.010	14,000	21,138
0.050	12,800	20,357
0.100	12,400	20,345

Gambar 8 dibawah ini menunjukkan bahwa Memory Usage pada dataset dengan 18.000 Records dimana Algoritma Apriori lebih unggul daripada Algoritma Eclat.



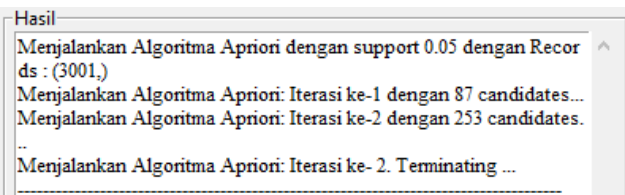
Gambar 25. Hasil Penggunaan Memory Maksimum (Records 18000)

Saat menggunakan dataset dengan total kolom kecil, penggunaan memori di kedua algoritma tidak terlalu banyak. Dapat dilihat dari hasil di atas, penggunaan memori dari Algoritma Eclat cenderung kecil jika dibandingkan dengan hasil yang diperoleh pada proses perbandingan dataset dengan total 23 kolom seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 7.

Penggunaan Eclat Algorithm Memory cenderung lebih besar dari pada Apriori Algorithm. Bahkan dengan peningkatan nilai minimum support, perbedaan Memory Usage pada kedua algoritma cenderung konstan, dimana Penggunaan Memori Algoritma Eclat tidak dapat mengikuti Penggunaan Memori Algoritma Apriori. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa jika kita menggunakan dataset dengan 18000 record, penggunaan memori algoritma Apriori lebih efisien daripada Algoritma Eclat.

C. Association Rules Mining

Proses pengujian ini yaitu untuk mendapatkan Aturan Asosiasi yang dihasilkan dari Proses Penambangan Data. Data yang digunakan pada Pengujian Aturan Asosiasi adalah Dataset Sayurbox dengan total Records 3.000 dengan jumlah 87 item yang tersedia. Aturan Asosiasi yang didapatkan yaitu dengan memasang Source Code untuk menyimpan rules yang dihasilkan pada file dengan ekstensi .txt. Dibawah ini adalah hasil Aturan Asosiasi dengan menggunakan nilai minimum support 0.050 seperti yang ditampilkan pada Gambar 9.



Gambar 26. Hasil iterasi dengan minimum support 0.050

Hasil menunjukkan bahwa dengan menentukan nilai minimum support 0.050, terdapat 2 iterasi yang dihasilkan. Yang berarti itu menunjukkan akan terdapat maksimal 2 items yang dapat saling ber-asosiasi. Berikut pada Tabel 7 dibawah ini merupakan Aturan asosiasi yang dihasilkan berupa numerik dataset

TABEL 18. HASIL NUMERIK DATASET MIN.SUPPORT 0.05 (ITERASI 2-ITEMSETS)

No.	Numerik Dataset (Iterasi 2-Itemsets)	
	Aturan Asosiasi	Jumlah
1	13 14	176
2	13 25	200
3	13 31	171

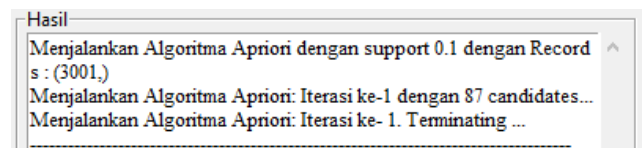
Agar hasil Aturan Asosiasi dapat dipahami, maka perlu dilakukan transformasi data menjadi Character Dataset. Berikut dibawah ini pada Tabel 8 merupakan hasil transformasi tersebut.

TABEL 19. HASIL CHARACTER DATASET MIN. SUPPORT 0.05 (ITERASI 2-ITEMSETS)

No.	Character Dataset (Iterasi 2-Itemsets)	
	Aturan Asosiasi	Jumlah
1	Jika membeli Bawang Merah maka membeli Bawang Putih	176
2	Jika membeli Bawang Merah maka membeli Ubi Ungu	200
3	Jika membeli Bawang Merah maka beli Jagung Acar	171

Tabel 8 menunjukkan pada Iterasi 2-itemset dengan menggunakan nilai minimum support 0.050 terdapat 3 kandidat yang yang berhasil masuk kedalam Large Itemset. Yang menunjukkan bahwa dengan nilai minimum support 0.050, terdapat 3 kandidat yang berhasil terjual dengan baik.

Selanjutnya untuk mencari kandidat satu *itemset*, maka nilai minimum support harus dinaikkan hingga menjadi 0.1. Gambar 10 merupakan hasil iterasinya.



Gambar 27. Hasil Iterasi dengan minimum support 0.1

Hasil menunjukkan bahwa dengan menentukan nilai minimum support 0.1, terdapat 1 iterasi yang dihasilkan. Yang berarti itu menunjukkan akan terdapat maksimal 1 items dan tidak memiliki asosiasi. Berikut pada Tabel 9 merupakan Aturan asosiasi yang dihasilkan.

TABEL 20. HASIL NUMERIK DATASET MIN. SUPPORT 0.1 (ITERASI 1-ITEMSETS)

No.	Numerik Dataset (Iterasi 1-Itemsets)	
	Aturan Asosiasi	Jumlah
1	10	532
2	13	788
...
8	59	303

Agar hasil Aturan Asosiasi dapat dipahami, maka perlu dilakukan transformasi data menjadi Character Dataset. Tabel 10 merupakan hasil transformasi tersebut.

TABEL 21. HASIL CHARACTER DATASET MIN. SUPPORT 0.1 (ITERASI 1-ITEMSETS)

No.	Character Dataset (Iterasi 1-Itemsets)	
	Aturan Asosiasi	Jumlah
1	Daun Bawang	532
2	Bawang Merah	788
...
8	Ubi Murasaki	303

Hasil diatas menunjukkan pada Iterasi 1-itemset dengan menggunakan nilai minimum support 0.1 terdapat 8 kandidat yang yang berhasil masuk kedalam Large Itemset. Yang menunjukkan bahwa dengan nilai minimum support 0.1, terdapat 8 kandidat yang berhasil terjual dengan baik.

IV. KESIMPULAN

Perbandingan algoritma sangat penting untuk penelitian, yaitu menentukan Algoritma mana yang terbaik sesuai dengan kondisinya masing-masing. Dengan perbandingan kedua algoritma ini, akan muncul pengetahuan baru tentang Algoritma mana yang lebih baik untuk digunakan dalam kondisi tertentu. Penelitian ini menganalisis kinerja dari dua algoritma Association Rules Mining. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah Algoritma Apriori dan Algoritma Eclat. Dalam proses analisis, terdapat beberapa indikator untuk membandingkan kedua algoritma tersebut, yaitu waktu eksekusi dan penggunaan memori.

Hasilnya dapat disimpulkan bahwa waktu eksekusi Algoritma Eclat akan lebih unggul daripada Algoritma Apriori ketika nilai minimum support kecil. Namun, Algoritma Apriori akan mengkompensasi Algoritma Eclat ketika nilai dukungan minimum cukup besar. Pada pembahasan mengenai Maximum Memory Usage, Algoritma Apriori cenderung lebih unggul daripada Algoritma Eclat ketika nilai minimum supportnya kecil. Namun, ketika nilai dukungannya cukup besar, Algoritma Eclat dapat mengimbangi Algoritma Apriori.

Berdasarkan Hasil Aturan Asosiasi yang telah didapatkan dengan menggunakan dataset dengan total Records 3000, dapat disimpulkan bahwa Daun Bawang, Bawang Merah, Bawang Putih, Jagung Manis Kupas, Timun Imperfect, Ubi Ungu, Jagung Acar dan Ubi Murasaki Ungu merupakan Item yang paling laris terjual dengan total diatas 300 transaksi. Hasil itu didapatkan dengan menentukan nilai minimum support paling besar, yang menandakan Items itu merupakan Items yang sering muncul pada setiap transaksi. Lalu, pada Aturan Asosiasi 2-Items terdapat 3 kandidat yang menjadi penjualan terbaik, yaitu Jika membeli Bawang Merah maka beli Bawang Putih, Jika membeli Bawang Merah maka beli Ubi Ungu, dan yang terakhir adalah Jika Membeli Bawang Merah maka beli Jagung Acar dengan total diatas 150 transaksi.

Harapan untuk penelitian selanjutnya adalah disarankan untuk menggunakan dataset dengan jumlah record yang lebih signifikan dibandingkan penelitian ini. Proses perbandingan tidak terhalang oleh banyaknya aturan yang ditemukan oleh Algoritma yang digunakan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Gashaw and F. Liu, "Performance evaluation of frequent pattern mining algorithms using web log data for web usage mining," *Proc. - 2017 10th Int. Congr. Image Signal Process. Biomed. Eng. Informatics, CISP-BMEI 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 1–5, 2018, doi: 10.1109/CISP-BMEI.2017.8302317.
- [2] V. Robu and V. D. Dos Santos, "Mining frequent patterns in data using apriori and eclat: A comparison of the algorithm performance and association rule generation," *2019 6th Int. Conf. Syst. Informatics, ICSAI 2019*, no. Icsai, pp. 1478–1481, 2019, doi: 10.1109/ICSAI48974.2019.9010367.
- [3] GAYATHRI.G.S, "Performance Comparison of Apriori, Eclat and Fp-Growth Algorithm for Association Rule Learning," *Int. J. Comput. Sci. Mob. Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 81–89, 2017.
- [4] E. Perumal and M. College, "Efficient-Analysis-of-Frequent-itemset-Association-Rule-Mining-Methods.doc," vol. 6, no. 4, 2015.
- [5] K. Vani, "Comparative Analysis of Association Rule Mining Algorithms Based on Performance Survey," *Int. J. Comput. Sci. Inf. Technol.*, vol. 6, no. 4, pp. 3980–3985, 2015.

- [6] K. S. Ranjith, Y. Zhenning, R. D. Caytiles, and N. C. S. N. Iyengar, "Comparative Analysis of Association Rule Mining Algorithms for the Distributed Data," *Int. J. Adv. Sci. Technol.*, vol. 102, pp. 49–60, 2017, doi: 10.14257/ijast.2017.102.05.
- [7] M. Sinthuja, "Comparative Analysis of Association Rule Mining Algorithms in Mining Frequent Patterns," vol. 8, no. 5, 2017.
- [8] J. Heaton, "Comparing dataset characteristics that favor the Apriori, Eclat or FP-Growth frequent itemset mining algorithms," *Conf. Proc. - IEEE SOUTHEASTCON*, vol. 2016-July, 2016, doi: 10.1109/SECON.2016.7506659.
- [9] H. Qiufeng, L. Qiang, H. Shiya, and C. Yingcong, "Research on Distributed Parallel Eclat Optimization Algorithm," *2020 3rd Int. Conf. Artif. Intell. Big Data, ICAIBD 2020*, pp. 149–154, 2020, doi: 10.1109/ICAIBD49809.2020.9137455.
- [10] P. Asif Ahamad and S. Jeevaraj, "Intrusion classification using ECLAT and Fuzzy Logic," *2020 11th Int. Conf. Comput. Commun. Netw. Technol. ICCNT 2020*, pp. 1–7, 2020, doi: 10.1109/ICCCNT49239.2020.9225477.
- [11] J. Liu, Y. Wu, Q. Zhou, B. C. M. Fung, F. Chen, and B. Yu, "Parallel eclat for opportunistic mining of frequent itemsets," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 9261, pp. 401–415, 2015, doi: 10.1007/978-3-319-22849-5_27.
- [12] T. Able, "A N I Mproved F Requent P Attern T Ree B Ased a Ssocation R Ule M Ining T Echnique With M Ining F Requent I Tem S Ets a Lgorithm a Nd a M Odified H Eader," *2017 Int. Conf. Energy, Commun. Data Anal. Soft Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 39–51, 2015.
- [13] C. H. Weiß, "Association Rule Mining," *Wiley StatsRef Stat. Ref. Online*, pp. 1–6, 2017, doi: 10.1002/9781118445112.stat08016.
- [14] M. Hossain, A. H. M. S. Sattar, and M. K. Paul, "Market basket analysis using apriori and FP growth algorithm," *2019 22nd Int. Conf. Comput. Inf. Technol. ICCIT 2019*, pp. 18–20, 2019, doi: 10.1109/ICCIT48885.2019.9038197.
- [15] A. Setiawan, G. S. Budhi, D. H. Setiabudi, and R. Djunaidy, "Data mining applications for sales information system using market basket analysis on stationery company," *Proc. - 2017 Int. Conf. Soft Comput. Intell. Syst. Inf. Technol. Build. Intell. Through IOT Big Data, ICSIT 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 337–340, 2017, doi: 10.1109/ICSIT.2017.39.
- [16] N. Arincy and I. S. Sitanggang, "Association rules mining on forest fires data using FP-Growth and ECLAT algorithm," *Proc. - 2015 3rd Int. Conf. Adapt. Intell. Agroindustry, ICAIA 2015*, pp. 274–277, 2016, doi: 10.1109/ICAIA.2015.7506520.
- [17] P. Prithviraj and R. Porkodi, "A Comparative Analysis of Association Rule Mining Algorithms in Data Mining: A Study," *Open J. Comput. Sci. Eng. Surv.*, vol. 3, no. 1, pp. 98–119, 2015.
- [18] M. Sinthuja, N. Puviarasan, and P. Aruna, "Evaluating the Performance of Association Rule Mining Algorithms," *World Appl. Sci. J.*, vol. 35, no. 1, pp. 43–53, 2017, doi: 10.5829/idosi.wasj.2017.43.53.
- [19] T. Bharathi and P. Krishnakumari, "A comparative analysis on efficiency of contemporary association rule mining algorithm," *ICACCS 2016 - 3rd Int. Conf. Adv. Comput. Commun. Syst. Bringing to Table, Futur. Technol. from Around Globe*, 2016, doi: 10.1109/ICACCS.2016.7586406.
- [20] S. Vijayarani and S. Sharmila, "Comparative analysis of association rule mining algorithms," *Proc. Int. Conf. Inven. Comput. Technol. ICIT 2016*, vol. 2016, 2016, doi: 10.1109/INVENTIVE.2016.7830203.
- [21] Islamiyah, P. L. Ginting, N. Dengen, and M. Taruk, "Comparison of Priori and FP-Growth Algorithms in Determining Association Rules," *ICEEIE 2019 - Int. Conf. Electr. Electron. Inf. Eng. Emerg. Innov. Technol. Sustain. Futur.*, pp. 320–323, 2019, doi: 10.1109/ICEEIE47180.2019.8981438.
- [22] S. Das, A. Dutta, M. Jalayer, A. Bibeka, and L. Wu, "Factors influencing the patterns of wrong-way driving crashes on freeway exit ramps and median crossovers: Exploration using 'Eclat' association rules to promote safety," *Int. J. Transp. Sci. Technol.*, vol. 7, no. 2, pp. 114–123, 2018, doi: 10.1016/j.ijst.2018.02.001.