

# PROSES ASSOCIATION RULE UNTUK MENGETAHUI KECENDERUNGAN BELANJA PADA KOPMA UNJ MENGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DAN ECLAT

Nurul Nisa Habibah<sup>1</sup>, Widodo<sup>2</sup>, Bambang Prasetya Adhi<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Mahasiswa Prodi Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer, Teknik Elektro, FT – UNJ

<sup>2,3</sup> Dosen Prodi Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer, Teknik Elektro, FT – UNJ

<sup>1</sup> NurulNisa\_ptik16@mahasiswa.unj.ac.id, <sup>2</sup> widodo@unj.ac.id, <sup>3</sup> bambangpadhi@unj.ac.id

## Abstrak

KOPMA UNJ merupakan wadah bagi mahasiswa UNJ yang ingin mempelajari usaha dengan asas koperasi. KOPMA UNJ yang memiliki usaha cukup banyak namun belum mampu mengolah data transaksi yang cukup besar untuk mengetahui aturan keranjang belanja atau aturan asosiasi belanja yang dibeli oleh pelanggan. Hal inilah yang melatarbelakangi penelitian dilakukan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui hasil analisis proses association rule untuk menentukan kecenderungan belanja pada KOPMA UNJ. Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah penelitian eksperimen laboratorium dengan teknik Association Rule menggunakan algoritma apriori dan eclat. Data yang digunakan adalah data transaksi KOPMA UNJ yang terletak di gedung P, Kampus A. Algoritma dengan nilai confidence besar dan running time yang kecil dianggap baik dalam membentuk association rule. Hasil yang didapat dari penelitian ini yaitu pelanggan KOPMA UNJ dengan nilai confidence 1,0 pasti membeli air mineral baik aqua 600 ml maupun ades 600 ml dan menggunakan jasa print logo jika menggunakan jasa jilid dengan nilai confidence 0,534. Selain itu dalam sisi kinerja dihasilkan bahwa algoritma eclat lebih cepat yaitu kurang dari 1 sekon dibanding algoritma apriori yang membutuhkan waktu lebih dari 34 sekon dan lebih baik dalam membentuk aturan asosiasi.

**Kata kunci :** Association Rules, Algoritma, Apriori, Eclat, Support, Confidence

## 1. Pendahuluan

KOPMA UNJ merupakan unit kegiatan mahasiswa yang berfungsi mewadahi mahasiswa UNJ yang ingin berkoperasi serta mengembangkan jiwa usaha dan bisnisnya. KOPMA UNJ yang memiliki motto maju bersama anggota ini mempunyai tujuan yaitu ingin menyejahterakan anggotanya secara khusus dan ingin memenuhi kebutuhan mahasiswa UNJ secara umum. Untuk mencapai tujuan tersebut, KOPMA UNJ memiliki 4 bidang usaha yang terdiri dari toko, rental komputer, *handycraft*, dan lembaga pendidikan dan keterampilan. 4 bidang usaha ini cukup menggerakkan roda pergerakan koperasi ini. Namun, kenyataannya KOPMA UNJ sendiri dalam mencapai tujuannya masih memiliki banyak kendala terutama untuk mencapai keuntungan yang maksimal.

Kendala-kendala yang dialami KOPMA UNJ untuk memaksimalkan keuntungan diantaranya yaitu produk dan jasa yang ditawarkan KOPMA UNJ dengan yang ditawarkan kantin yang ada di UNJ relatif sama, maka dari itu tingkat persaingan antara KOPMA UNJ dengan kantin cukup ketat. Selain itu, KOPMA UNJ juga belum mengetahui produk dan jasa yang dibeli secara bersamaan oleh pelanggan. Padahal KOPMA UNJ dapat meningkatkan keuntungan jika mengetahui hal tersebut seperti dengan membuat paket promo yang tepat. Selain itu, KOPMA UNJ belum mengetahui tata letak produk yang tepat guna meningkatkan keuntungan. KOPMA UNJ hanya meletakkan produk hanya berdasarkan fungsi produk saja. Padahal jika KOPMA UNJ meletakkan produk yang laku dengan produk yang kurang laku secara berdekatan akan meningkatkan daya tarik pelanggan terhadap produk yang kurang laku.

Dengan permasalahan yang telah dipaparkan sebelumnya, perlu dicari metode atau pendekatan yang baru untuk mengatasi permasalahan tersebut, salah satunya dengan membuat aturan asosiasi (*association rule*). Dalam membuat *association rule* ini, penulis menggunakan algoritma apriori dan eclat. Kedua algoritma ini memiliki cara tersendiri dalam membentuk *association rule*. Prinsip kerja yang berbeda antara kedua algoritma inilah yang akan dianalisis, terutama dari segi nilai confidence-nya sehingga dapat membantu KOPMA UNJ dalam meningkatkan daya saing, mengetahui tata letak produk yang tepat dan produk yang dibeli secara bersamaan oleh pelanggan pada aturan yang akan dihasilkan dari kedua algoritma tersebut.

## 2. Landasan Pustaka

Pada bagian ini akan dijelaskan beberapa teori yang digunakan dan berhubungan dengan penelitian yang akan penulis lakukan antara lain adalah data, *association rule*, algoritma, apriori, dan eclat.

## 2.1 Data

Data akan dikatakan informasi jika data tersebut telah diolah. Maka dari itu, data didefinisikan sebagai bahan keterangan tentang kejadian nyata atau fakta-fakta yang dirumuskan dalam sekelompok lambang tertentu yang tidak acak yang menunjukkan jumlah, tindakan, atau hal [2].

Selain itu, data memiliki definisi sebagai representasi spasial yang diatur dari arus informasi [12]. Data hanya ada dengan adanya agen pemodelan yang mampu memanipulasi komponen statis untuk membentuk representasi.

Proses pengolahan data dibagi menjadi tiga tahapan atau biasa disebut dengan siklus pengolahan data (*Data Processing Cycle*) [9]. Berikut penjelasan siklus tersebut:

1. *Input*. Pada tahapan ini data dimasukkan ke dalam komputer melalui media input.
2. *Processing*. Setelah melakukan input, data diproses seperti proses perhitungan, perbandingan, pengendalian, atau pencarian distorage.
3. *Output*. Pada tahap terakhir setelah pemrosesan, data akan keluar melalui media *output* dan menjadi sebuah informasi yang dapat digunakan oleh *user*.

## 2.2 Association Rule

*Association rule* adalah suatu prosedur untuk mencari hubungan antar item dalam suatu data set yang ditentukan [1]. *Association rules* digunakan untuk menemukan pola-pola yang terjadi dalam suatu kumpulan data yang diberikan. *Association analysis* mengidentifikasi hubungan antara observasi dan variabel dari suatu kumpulan data. Hubungan ini dinyatakan oleh suatu kumpulan aturan yang menunjukkan kelompok item yang cenderung berhubungan dengan yang lainnya [10].

Untuk mendapatkan hasil analisis menggunakan *association rule*, ada dua tahap yang harus dilakukan yaitu analisis pola frekuensi tinggi dan pembentukan aturan asosiatif [8], berikut penjelasan dari tahapan tersebut.

1. Analisis Pola Frekuensi Tinggi

Pada tahap ini akan dilakukan pencarian *support* dan penyaringan menggunakan minimum *support*. *Support* sendiri memiliki arti nilai ukuran yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu item/itemset dari keseluruhan transaksi. Untuk mengetahui nilai *support* dari sebuah item menggunakan rumus berikut:

$$\text{Support}(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A}{\text{Total transaksi}} \quad (1)$$

2. Pembentukan Aturan Asosiatif

Setelah tahap pertama diperoleh, lanjut ke tahap berikutnya yaitu mencari aturan asosiatif yang memenuhi syarat *minimum confidence* dengan menghitung *confidence* aturan asosiatif  $A \rightarrow B$ . Nilai *confidence* adalah suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antara 2 item. Berikut rumus *confidence*

$$\text{Confidence} = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Jumlah transaksi mengandung } A} \quad (2)$$

## 2.3 Apriori

Apriori menempati peringkat di antara sepuluh algoritma data mining yang menggunakan metode iteratif yang biasa disebut *layer by layer search (hierarki search)*. Prinsip algoritma dibagi menjadi *connection* dan *pruning*, yang mengurangi jumlah perhitungan manual dan mudah dikodekan. Namun kerugiannya adalah menghasilkan frequent itemset dengan jumlah set yang besar, terlalu banyak upaya komputasi dan database perlu dipindai berulang kali [6].

Algoritma ini pertama kali diusulkan oleh Agrawal dan Srikan pada tahun 1994 untuk menentukan frequent itemsets pada aturan asosiasi Boolean. Langkah penyelesaian masalah menggunakan algoritma apriori menurut mereka adalah pertama, mencari frequent itemset (himpunan item-item yang memenuhi *minimum support*.) dari basis data transaksi, kedua – menghilangkan itemset dengan frekuensi yang rendah berdasarkan level *minimum support* yang telah ditentukan sebelumnya. Selanjutnya membangun aturan asosiasi dari itemset yang memenuhi nilai minimum confidence dalam basis data [3]. Frekuensi itemset dihitung dengan menghitung kemunculannya dalam setiap transaksi [11].

Algoritma Apriori menggunakan knowledge mengenai frequent itemset yang telah diketahui sebelumnya, untuk memproses informasi selanjutnya. Pada algoritma Apriori untuk menentukan kandidat-kandidat yang mungkin muncul dengan cara memperhatikan minimum support [5].

## 2.4 Eclat

Algoritma Apriori dan algoritma FP-Growth menggunakan frequent itemset item dengan format data horizontal. Ada dua cara untuk melakukannya mewakili format database: horizontal dan vertikal. Dan format data

yang menggunakan format vertikal dalam komputasi lebih efisien daripada format data horizontal. Algoritma Eclat adalah data vertikal representasi berdasarkan algoritma depth-first [6].

Eclat diperkenalkan oleh Zaki, Parthasarathy, Ogihara, & Li yaitu algoritma yang melakukan pengelompokan item yang sama berdasarkan kriteria tertentu ke dalam kelas (Equivalence class). Kelas yang sama tersebut didapatkan dari partisi suatu himpunan. Equivalence class pada algoritma Eclat dibangun dengan kelas berbasis prefiks. Algoritma Eclat mempunyai proses lebih cepat, karena dataset akan dipresentasikan dalam vertical format dari dataset [17].

Menurut Saxena dan Gadhiya, proses pembentukan itemset pada algoritma Eclat dimulai dengan mengubah bentuk transaksi, jika item pada transaksi berbentuk horizontal maka diubah menjadi bentuk vertikal dengan menggabungkan TID List pada transaksi yang memiliki item yang sama [13]. Lalu, eclat, melintasi pohon prefiks secara mendalam dengan urutan pertama. Artinya, ia memperluas sebuah item set prefiks sampai mencapai batas antara itemset yang sering dan jarang dan kemudian backtrack untuk bekerja pada prefiks berikutnya (dalam urutan leksikografik dengan urutan item yang tetap). Eclat menentukan dukungan dari sebuah himpunan item dengan membuat daftar pengenalan transaksi yang berisi himpunan item tersebut. Itu dilakukan dengan memotong dua daftar pengenalan transaksi dari dua set item yang hanya berbeda dengan satu item dan bersama-sama membentuk set item yang sedang diproses [4].

## 2.5 Algoritma

Dalam menyelesaikan masalah komputer apapun, diperlukan suatu algoritma untuk membantu mencari solusi permasalahan tersebut. Algoritma telah menjadi objek perhatian orang-orang di luar ilmu komputer karena semakin banyak kehidupan manusia dilakukan bersama dan melalui komputer, dibentuk oleh seleksi algoritmik baik online maupun offline, dan orang-orang yang dulu memiliki sedikit minat dalam cara kerja komputer semakin mengkhawatirkan efeknya [14].

Algoritma adalah prosedur atau langkah-langkah yang dimulai dengan awalan dan memiliki tujuan yang jelas dalam menyelesaikan suatu masalah. Biasanya membutuhkan beberapa input (masukan), melaksanakan sejumlah langkah efektif dalam waktu yang terbatas untuk menghasilkan output. Metode umum dalam penyederhanaan untuk membagi suatu masalah ke dalam sub bagian dari tipe masalah yang sama. [15].

Algoritma secara alami tidak terbatas dan terdiri dari bilangan asli. Algoritma merupakan sistem transisi keadaan yang dimulai pada keadaan awal dan transit dari satu keadaan ke keadaan berikutnya sampai berhenti atau istirahat. [7]

## 3. Metodologi Penelitian

### 3.1 Tempat dan Waktu Penelitian

Penelitian ini dilakukan di toko KOPMA UNJ, gedung P, Kampus A yang berlokasi di Jalan Rawamangun Muka, Jakarta, 13220. Penelitian ini dilakukan pada semester 111 TA. 2019/2020.

### 3.2 Alat dan Bahan Penelitian

Penelitian ini menggunakan data transaksi KOPMA UNJ sebagai bahan penelitian. Transaksi yang digunakan adalah transaksi yang diambil pada tanggal 26 Februari 2018 – 14 Januari 2020 dan transaksi yang dilakukan di gedung P, UNJ. Data transaksi yang digunakan merupakan transaksi dari 3 divisi yaitu divisi toko, rental komputer dan hadicraft. Data yang berhasil dikumpulkan sebanyak 72.266 transaksi.

### 3.3 Diagram Alir Penelitian

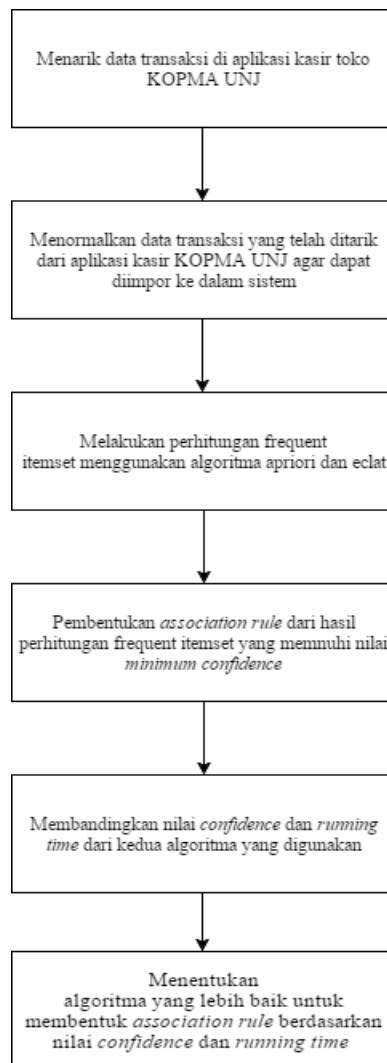
Pada penelitian ini akan dibentuk *association rule* dengan dua algoritma yang memiliki cara kerja berbeda yaitu algoritma apriori dan algoritma eclat. Dalam membentuk *association rule* ini penulis menggunakan data transaksi KOPMA UNJ. Hal pertama yang dilakukan adalah menarik data dari aplikasi kasir KOPMA UNJ dan memilih file berbentuk *microsoft excel*.

Setelah data ditarik, data dinormalkan yang bertujuan agar dapat diimpor ke dalam sistem sebab data yang ditarik masih berbentuk laporan keuangan. Saat penormalan data, data yang digunakan hanya daftar produk yang dibeli saja sehingga data selain yang disebutkan akan dihapus.

1	PRINT HITAM PUTHI UMUM
2	SUPER BUBUR
3	SUPER BUBUR
4	SUPER BUBUR,FRETEA APEL 350 ML BOTOL
5	CHARM SAFE NIGHT_AQUA BOTOL 600ML
6	AICE SWEET CORN, REAL PEYEK
7	ROTI PAPIBU
8	ROTI PAPIBU
9	AQUARIUS
10	AQUA BOTOL 1500ML BOTOL ULTRA MILK STROBERI 250 ML
11	AICE MOCHI COKLAT, ROTI PAPIBU
12	PRINT HITAM PUTHI ANGGOTA,PRINT LOGO,PRINT WARNA TIGA PER EMPAT LEMBAR
13	AICE CHOCOLATE CRISPY, AICE MOCHI COKLAT, AICE SWEET CORN
14	FULLO FULL VANILA, OZLO COOKIES,AQUA BOTOL 600ML
15	DREO CHOCO CREMS25.4G
16	AQUA BOTOL 600ML
17	AQUA BOTOL 600ML,BETTER VANILA CREAM
18	BETTER VANILA CREAM
19	AQUA BOTOL 1500ML BOTOL
20	AQUA BOTOL 1500ML BOTOL,WFI ID 10.000
33	AQUA BOTOL 4000 ML 15.38A MILK STROBERI 350 ML

**Gambar 1.** Data yang telah Dinormalkan

Setelah selesai dalam penormalan data sesuai dengan gambar diagram 2, langkah berikutnya yaitu data akan diimpor ke dalam sistem yang dibuat. Sistem akan menghitung *frequent itemset* dari 1 hingga 3 itemset pada setiap transaksi. Untuk melakukan perhitungan *frequent itemset* maka perlu menentukan nilai *minimum support* dan *minimum confidence*. Selanjutnya, sistem akan membentuk *frequent itemset* untuk 1 itemset, lalu akan dilakukan pemilihan *frequent itemset* yang memenuhi *minimum support* yang mana hasil tersebut akan digunakan untuk membentuk pola kombinasi 2 itemset dan kombinasi *frequent itemset* dari 2 itemset akan membentuk *frequent 3-itemset*. Begitupun pada perhitungan *frequent 4-itemset* berasal dari pola kombinasi 3 itemset. Perlu diketahui, untuk tiap algoritma memiliki sistem yang berbeda.



**Gambar 2.** Diagram Alir Penelitian

Setelah menghitung *frequent 4-itemset* yaitu menentukan *frequent 4-itemset* yang memenuhi nilai *minimum support* dan *minimum confidence*. Pembentukan *association rule* dengan menghitung menggunakan aturan asosiasi A ke B.

Setelah terbentuk aturan asosiasi tersebut dari kedua algoritma ini adalah melakukan langkah terakhir yaitu membandingkan nilai dari *confidence* serta *running time* yang dihasilkan dari masing-masing algoritma pada tabel 3. algoritma yang memiliki nilai *confidence* yang tinggi dan *running time* paling cepat adalah algoritma yang lebih baik dalam membentuk *association rule*.

#### **4. Hasil dan Analisis**

##### **4.1 Hasil**

Produk yang dihasilkan pada penelitian ini adalah *association rule* yang didapat dengan mengolah data transaksi menggunakan algoritma apriori dan eclat. Bentuk *association rule* yang dihasilkan oleh apriori dan eclat sedikit berbeda. Bentuk tersebut dapat kita lihat pada gambar 4.1.

**Algoritma apriori:** Item base → item add - conf(nilai confidence)  
**Algoritma eclat:** Item base, item add, nilai confidence

**Gambar 3.** Bentuk *Association Rule* pada Masing-masing Algoritma

Maksud bentuk *association rules* pada algoritma apriori yaitu jika membeli item dasar maka akan membeli item tambahan. Di samping item add atau item tambahan merupakan nilai dari *confidence association rules* tersebut. Untuk maksud bentuk *association rules* pada algoritma eclat yaitu item dasar, item tambahan, dan nilai *confidence*. Item dasar sendiri merupakan item yang memang ingin dibeli dari awal oleh pelanggan atau item yang menjadi tujuan utama pelanggan melakukan transaksi tersebut. Sedangkan item tambahan merupakan item yang dibeli karena item yang menjadi tujuan beli membutuhkan item tambahan sebagai penyempurna atau pelengkap item utama tersebut.

Untuk membentuk *association rule* perlu menentukan *minimum support* dan *minimum confidence*. Menurut [16] Persebaran (rentang) data merupakan salah satu faktor yang akan mempengaruhi nilai *minimum support* dan *minimum confidence* untuk menemukan frequent itemset. Semakin besar persebaran data maka akan semakin rendah nilai *minimum support* dan *minimum confidence*. Namun, tingkat kepercayaan dari aturan asosiasi yang terbentuk juga akan semakin kecil jika menggunakan *minimum support* rendah. Maka dari itu, *persentase minimum support* yang digunakan pada penelitian ini sebesar 40%;50%;80% agar tingkat kepercayaan *association rules* yang terbentuk tinggi dan *persentase minimum confidence* pada penelitian ini sebesar 5% agar *rules* yang dihasilkan cukup banyak

#### 4.1.1 Hasil Penelitian dengan Algoritma Apriori

**Tabel 1.** Hasil *Association Rule* Algoritma Apriori Menggunakan *minsup* = 0,4 dan *min\_conf*= 0,05

No	Rules	Confidence
1	Ades 600 ml	1.0
2	Akun Bonus, Print Logo → Print Hitam Putih Anggota	0.7972
3	Holder Id Card → Tali Id Card	0.7923
4	Jilid, Print Hitam Putih Anggota, Print Warna Full → Print Logo	0.7777
5	Jilid, Print Hitam Putih Anggota → Print Logo	0.7622
6	Akun Bonus → Print Hitam Putih Anggota	0.6877
7	Rental Komputer → Print Hitam Putih Umum	0.6796875
8	Jilid, Print Warna Full → Print Logo	0.6782
.....	.....	.....
623	Sari Gandum Susu&Coklat 39gr → Choclatos Dark	0.0504

Pada Tabel 1 memaparkan sebagian hasil *association rule* pada data transaksi gedung P, KOPMA UNJ menggunakan algoritma apriori. Hasil tersebut didapat dengan menggunakan *minimum support*=0,4 dan *minimum confidence*=0,05 yang membentuk 623 *rules* dengan nilai *confidence* tertinggi 1 dan *rule* yang terbentuk adalah pelanggan KOPMA UNJ sering hanya membeli minuman Ades 600 ml. Untuk *rule* dengan nilai *confidence* terkecil sebesar 0.0504 dengan aturan atau *rules*: Sari Gandum Susu&Coklat 39gr → Choclatos Dark yang artinya pelanggan KOPMA UNJ cukup sering membeli Sari Gandum Susu&Coklat 39gr dan ketika membeli item tersebut pasti juga membeli Choclatos Dark.

**Tabel 2.** Hasil *Association Rule* Algoritma Apriori Menggunakan *minsup* = 0,5 dan *min\_conf*= 0,05

No	Rules	Confidence
1	Ades 600 Ml	1.0
2	Holder Id Card → Tali Id Card	0.7923
3	Akun Bonus → Print Hitam Putih Anggota	0.6877
4	Rental Komputer → Print Hitam Putih Umum	0.6796
5	Rautan → Pensil Faber Castell 2b	0.6407
6	Jilid → Print Logo	0.5433
7	Print Hitam Putih Anggota → Print Logo	0.3939

8	Print Warna 1/4 Lmbr → Print Hitam Putih Anggota	0.3794
.....	.....	.....
456	Aqua Botol 600 ML, Jilid → Print Logo	0.46875

Pada Tabel 2 memperlihatkan sebagian hasil *association rule* pada data transaksi gedung P, KOPMA UNJ menggunakan algoritma apriori. Hasil tersebut didapat dengan menggunakan *minimum support*=0,5 dan *minimum confidence*=0,05 yang membentuk 456 *rules* dengan nilai *confidence* tertinggi 1 dan *rule* yang terbentuk adalah pelanggan KOPMA UNJ sering hanya membeli minuman Ades 600 ml. Untuk *rule* dengan nilai *confidence* terkecil sebesar 0.46875 dengan aturan atau *rules*: Aqua Botol 600 ML, Jilid → Print Logo artinya jika pelanggan KOPMA UNJ membeli aqua 600 ml dan menggunakan jasa jilid maka akan menggunakan jasa print warna seukuran logo.

**Tabel 3.** Hasil *Association Rule* Algoritma Apriori dengan *minsup* = 0,8 dan *min\_conf*= 0,05

No	Rules	Confidence
1	Ades 600 ml	1.0
2	Holder Id Card → Tali Id Card	0.7923
3	Akun Bonus → Print Hitam Putih Anggota	0.6877
4	Rental Komputer → Print Hitam Putih Umum	0.6796
5	Jilid → Print Logo	0.5433
6	Print Hitam Putih Anggota → Print Logo	0.3939
7	Print Warna 1/4 Lmbr → Print Hitam Putih Anggota	0.3794
8	Print Warna Tiga Per Empat Lembar → Print Warna Setengah Lembar	0.3766
.....	.....	.....
263	Jilid, Print Hitam Putih, Print Logo → Print Warna Setengah Lembar	0.1606

Pada Tabel 3 memperlihatkan sebagian hasil *association rule* pada data transaksi gedung P, KOPMA UNJ menggunakan algoritma apriori. Hasil tersebut didapat dengan menggunakan *minimum support*=0,8 dan *minimum confidence*=0,05 yang membentuk 263 *rules* dengan nilai *confidence* tertinggi 1 dan *rule* yang terbentuk adalah pelanggan KOPMA UNJ sering hanya membeli minuman Ades 600 ml. Untuk *rule* dengan nilai *confidence* terkecil sebesar 0.1606 dengan aturan atau *rules*: Jilid, Print Hitam Putih, Print Logo → Print Warna Setengah Lembar yang artinya jika pelanggan KOPMA UNJ menggunakan jasa jilid, print hitam putih dan print logo maka akan menggunakan jasa print warna setengah lembar

#### 4.1.2 Hasil Penelitian dengan Algoritma Eclat

**Tabel 4.** Hasil *Association Rule* Algoritma Eclat dengan *minsup* = 0,4 dan *min\_conf*= 0,05

No	Item Base	Item Add	Confidence
1	('Aqua Botol 600ml')		1.532
2	('Print Hitam Putih Umum')		0.7875
3	('Jilid', 'Print Hitam Putih Anggota')	('Print Logo')	0.7622
4	('Print Logo')		0.6725
5	('Jilid')	('Print Logo')	0.5433
6	('Jilid', 'Print Logo')	('Print Hitam Putih Anggota')	0.5081
7	('Print Hitam Putih Anggota')		0.4387
8	('Print Hitam Putih Anggota')	('Print Logo')	0.3939
...	.....	.....	.....
78	('Ultra Milk Full Cream 250ml')		0.0502

Pada Tabel 4 memperlihatkan sebagian hasil *association rule* pada data transaksi gedung P, KOPMA UNJ menggunakan algoritma eclat. Hasil tersebut didapat dengan menggunakan *minimum support*=0,04 dan

*minimum confidence*=0,05 yang membentuk 78 *rules* dengan nilai *confidence* tertinggi 1.532 dan *rule* yang terbentuk adalah pelanggan KOPMA UNJ sering hanya membeli minuman Aqua botol 600 ml. Untuk *rule* dengan nilai *confidence* terkecil sebesar 0.0502 dengan aturan yang terbentuk yaitu pelanggan KOPMA UNJ cukup sering membeli Ultra Milk Full Cream 250 ml. Jika dibandingkan dengan hasil *association rule* pada algoritma apriori, algoritma eclat memiliki *rules* yang lebih sedikit namun, nilai *confidence* lebih tinggi pada *rules* pertama.

**Tabel 5.** Hasil *Association Rule* Menggunakan Algoritma Eclat dengan *minsup* = 0,5 dan *min\_conf*= 0,05

No	Item Base	Item Add	Confidence
1	('Aqua Botol 600ml')		1.532
2	('Print Hitam Putih Anggota')		0.7875
3	('Sari Gandum Susu&Coklat 39gr')		0.6725
4	('Print Logo')		0.5433
5	('Better Vanila Cream')		0.4387
6	('Kacang Sukro Bbq')		0.3939
7	('Beng-Beng Coklat')		0.385
8	('Oreo Vanila 29.4g')		0.3794
.....			
78	('Print Logo')	'Print Hitam Putih Anggota')	0.0502

Pada Tabel 5 menunjukkan sebagian hasil *association rule* pada data transaksi gedung P, KOPMA UNJ menggunakan algoritma eclat. Hasil tersebut didapat dengan menggunakan *minimum support*=0,5 dan *minimum confidence*=0,05 yang membentuk 78 *rules* dengan nilai *confidence* tertinggi 1.532 dan *rule* yang terbentuk adalah pelanggan KOPMA UNJ sering hanya membeli minuman Aqua botol 600 ml. Untuk *rule* dengan nilai *confidence* terkecil sebesar 0.05022 dengan aturan yang terbentuk yaitu jika pelanggan KOPMA UNJ yang juga merupakan anggota KOPMA UNJ menggunakan jasa print warna seukuran logo maka akan menggunakan jasa print hitam putih juga.

**Tabel 6.** Hasil *Association Rule* Menggunakan Algoritma Eclat dengan *minsup* = 0,8 dan *min\_conf*= 0,05

No	Item Base	Item Add	Confidence
1	('Aqua Botol 600ml')		1.532
2	('Print Hitam Putih Anggota')		0.4387
3	('Sari Gandum Susu&Coklat 39gr')		0.1024
4	('Print Logo')		0.6725
5	('Better Vanila Cream')		0.1565
6	('Kacang Sukro Bbq')		0.0784
7	('Beng-Beng Coklat')		0.1913
8	('Oreo Vanila 29.4g')		0.0611
.....			
78	('Print Logo')	'Print Hitam Putih Anggota')	0.311

Pada Tabel 6 menunjukkan sebagian hasil *association rule* pada data transaksi gedung P, KOPMA UNJ menggunakan algoritma eclat. Hasil tersebut didapat dengan menggunakan *minimum support*=0,8 dan *minimum confidence*=0,05 yang membentuk 78 *rules* dengan nilai *confidence* tertinggi 1.532 dan *rule* yang terbentuk adalah

pelanggan KOPMA UNJ sering hanya membeli minuman Aqua botol 600 ml. Untuk *rule* dengan nilai *confidence* terkecil sebesar 0.3111 dengan aturan yang terbentuk yaitu jika pelanggan KOPMA UNJ yang juga merupakan anggota KOPMA UNJ menggunakan jasa print warna seukuran logo maka akan menggunakan jasa print hitam putih juga.

#### 4.2 Analisis

Setelah melakukan penelitian dengan menguji kinerja dari masing-masing algoritma dengan nilai *minimum support* dan *minimum confidence*, maka dapat diketahui bahwa nilai *confidence* pada setiap *rules* memiliki nilai yang sama namun, waktu yang dibutuhkan untuk menghasilkan *association rules* pada masing-masing algoritma cukup berbeda. Algoritma eclat jauh lebih cepat hanya membutuhkan waktu kurang dari 1 sekon dibandingkan dengan algoritma apriori yang membutuhkan waktu lebih dari 34 sekon untuk menghasilkan *association rules*. Hal ini dapat dilihat pada Tabel 7

**Tabel 7.** Perbandingan *Running Time* dari Kedua Algoritma dengan *Minimum Support* yang Berbeda

<i>Minimum Support</i>	<i>Running Time</i> (s)	
	Apriori	Eclat
0,2	50.0234844684	0.52110460001
0,3	50.0234844684	0.51683229999
0,4	34.64151453971	0.5226062
0,5	17.3348567485	0.525579
0,8	13.2607269287	0,5748601

Perbedaan waktu tersebut terjadi karena cara kerja kedua algoritma tersebut berbeda. Cara kerja algoritma eclat adalah pencarian Depth-First Search dimana transaksi yang sebelumnya berbentuk horizontal diubah menjadi vertical. Cara mengubahnya dengan membentuk persimpangan item atau tID set yaitu membentuk data menjadi matrix Boolean dimana untuk setiap tID (i,j) nilai menunjukkan apakah item j termasuk dalam transaksi ke-i atau tidak. Dengan cara tersebut, algoritma eclat tidak perlu lagi melakukan *scan* database berkali-kali untuk membentuk *association rule*.

Sedangkan algoritma apriori melakukan pencarian dengan Breath-First Search atau pencarian secara horizontal. Inilah yang menyebabkan algoritma apriori jauh lebih lama untuk membentuk *rules* meskipun dalam prosesnya dilakukan penyaringan itemset yang tidak memenuhi *minimum support*.

Berdasarkan perbandingan *running time* dan nilai *confidence* dari kedua algoritma tersebut maka dapat disimpulkan bahwa algoritma eclat adalah algoritma yang lebih baik dalam membentuk *association rules* dibandingkan algoritma apriori. Hal itu dikarenakan *running time* dan memori yang dibutuhkan untuk membentuk *association rules* yang dibutuhkan algoritma eclat lebih sedikit dibandingkan dengan *running time* dan memori yang dibutuhkan oleh algoritma apriori. Selain itu, algoritma eclat lebih tepat membentuk *rules*-nya karena *rules* yang terbentuk *balance* dengan jumlah stock produk yang terjual di Gedung P, KOPMA UNJ.

## 5. Kesimpulan dan Saran

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa *rules* yang dibentuk pada data transaksi banyak dipengaruhi oleh divisi Rental Komputer dimana banyak *rules* yang menyebutkan bahwa pelanggan sering menggunakan jasa print dan jilid secara bersamaan sehingga perlu bagi KOPMA UNJ untuk mengkaji kebijakan penjualan yang baru untuk mengembangkan dan meningkatkan keuntungan di KOPMA UNJ pada divisi Rental Komputer. Selain itu, *rules* yang terbentuk juga telah menawarkan solusi terhadap persaingan KOPMA UNJ dengan kantin-kantin yang ada di UNJ yaitu salah satunya dengan membuat paket promo jasa print sesuai dengan yang disebutkan *rules* sehingga daya saing KOPMA UNJ meningkat. Tata letak produk yang sesuai dengan *rules* seperti meletakkan isi pensil yang memiliki nilai *confidence* tinggi berdekatan dengan penghapus yang memiliki nilai *confidence* yang cukup kecil juga mempengaruhi daya beli produk yang kurang laku terjual. Melalui solusi yang telah disebutkan KOPMA UNJ dapat menentukan kebijakan guna meningkatkan keuntungan yang lebih maksimal.

Selain itu, diketahui bahwa algoritma yang lebih baik atau efektif dalam segi memori dan waktu untuk membentuk *association rules* adalah algoritma eclat. Hal ini dibuktikan dengan waktu yang dibutuhkan algoritma eclat untuk membentuk *association rule* hanya kurang dari 1 sekon. Namun, dari segi banyaknya *rules* yang terbentuk maka algoritma apriori adalah algoritma yang jauh lebih banyak menghasilkan *association rules* karena memiliki 623 *rules* dibanding algoritma eclat yang hanya terbentuk 78 *rules* pada *minimum confidence* yang sama.



## 5.2 Saran

Untuk penelitian selanjutnya, dapat dilakukan pengembangan penelitian terkait *association rules* lebih lanjut dengan saran-saran sebagai berikut:

1. Perlunya penelitian lebih lanjut terkait pemilihan *minimum support* dan *minimum confidence* agar *association rules* yang dihasilkan semakin baik.
2. Perlu dilakukan penelitian lebih lanjut terkait pengaruh dimensi data terhadap jumlah *rules* yang dihasilkan algoritma eclat dengan *minimum support* yang berbeda.
3. Perlu dilakukan penelitian lebih lanjut menggunakan algoritma lain untuk mengetahui perbandingan algoritma dari banyak factor sehingga hasil penelitian yang didapat lebih beragam.
4. Perlu dilakukan penelitian lebih lanjut terkait pengaruh data terhadap jumlah dan bentuk aturan asosiasi yang terbentuk dengan menggunakan algoritma apriori dan eclat.

## Daftar Pustaka

Arinda, Syafina Dwi, Sulastrri. 2017. *Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Eclat*. Proseding Jurnal SINTAK. Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Stikubank Semarang. 388-396.

Ati, Sri; Nurdien, Kristanto; & Taufik, Amin. 2014. *Modul 1: Pengantar Konsep Informasi, Data, dan Pengetahuan*. [terhubung berkala] <http://repository.ut.ac.id/4042/1/ASIP4204-M1.pdf>. Diunduh 2 November 2019

Badri Patel, Vijay K Chaudhari, Rajneesh K Karan, YK Rana. 2014. *Optimization of Association Rule Mining Apriori Algorithm Using ACO*. *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)*. 1(1):24-26.

Borgelt, C. 2003. *Efficient Implementations of Apriori and Eclat*. Journal of Department of Knowledge Processing and Language Engineering School of Computer Science, Otto-von-Guericke-University of Magdeburg. Hlm.1-9.

Dou, Yuzi, Xiwei Fei, Rui Zhu, dkk. 2018. *Application of Improved Eclat Algorithm in Students' Evaluation of Teaching*. Journal of MATEC Web of Conferences. School of Computer and Communication Engineering, Liaoning Shihua University. 1-5

Erwin, 2009. *Analisis Market Basket dengan Algoritma Apriori dan FP-Growth*. Jurnal Generic. 4(2):26-29

Gurevich, Yuri. 2011. *What Is An Algorithm*. USA: Microsoft Research.

Han, J., & Kamber, M. 2012. *Data Mining Concept and Tehniques*. San Fransisco: Morgan Kauffman.

Hartono, Jogiyanto. 1999. *Analisis dan Desain Sistem Informasi*. Yogyakarta: Andi Offset.

Pachecho, Erik Rodriguez. 2015. *Unsupervised Learning with R*. Birmingham: Packt Publishing Ltd.

Rao, S. & Gupta, R. 2012. *Implementing Improved Algorithm Over APRIORI Data Mining Association Rule Algorithm*. Proceedings of International Journal of Computer Science and Technology. 3(1):489-493.

Sanders, John David. 2016. *Defining Terms: Data, Information and Knowledge*. Journal of SAI Computing Conference UK. 1-6.

Saxena, Aakansha dan Sohil Gadhiya. 2014. *A Survey on Frequent Pattern Mining Methods Apriori, Eclat, FP growth*. International Journal of Engineering Development and Research. 2(1):92-96

Seaver, Nick. 2014. *Knowing algorithms*. Journal of Department of Anthropology, UC Irvine. Intel Science and Technology Center for Social Computing. 1-12.

Sensuse, G. G. 2012. *Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Buku Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Dan Frequent Pattern Growth (Fp-Growth) : Studi Kasus Percetakan PT. Gramedia*. Jurnal TELEMATIKA MKOM. 4(1):118-132.

Subianto, Muhammad, Fitriani AR dan Meildha Hijriyana P. 2018. *Pola Peminjaman buku di Perpustakaan Universitas Syiah Kuala Menggunakan Algoritma Eclat*. Jurnal FMIPA Universitas Syiah Kuala. 4(1):35-44.

Zaki, M. J., Parthasarathy, S., Ogihara, M., & Li, W. 1997. *New algorithms for fast discovery of association rules*. Journal of the Third International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 283–286. AAAI Press.