

# PENERAPAN ALGORITMA FP-GROWTH SEBAGAI DASAR PERTIMBANGAN PROMOSI DI SPC MART

I Putu Kevin Ari Narayana<sup>a1</sup>, I Made Agus Dwi Suarjaya<sup>a2</sup>, Ni Made Ika Marini Mandenni<sup>a3</sup>

<sup>a</sup>Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Udayana, Bali, Indonesia

e-mail: <sup>1</sup>[arinarayana@student.unud.ac.id](mailto:arinarayana@student.unud.ac.id), <sup>2</sup>[agussuarjaya@it.unud.ac.id](mailto:agussuarjaya@it.unud.ac.id),  
<sup>3</sup>[made\\_ikamarini@unud.ac.id](mailto:made_ikamarini@unud.ac.id)

## *Abstrak*

Promosi bundle di sebuah minimarket dapat dibuat menggunakan algoritma asosiasi seperti FP-Growth dan ECLAT. Berdasarkan survei yang dilakukan, penerapan metode ini pada SPC Mart menghasilkan respons positif dari pelanggan dan meningkatkan kepuasan mereka. Meskipun kedua algoritma memberikan metrik yang berguna, namun FP-Growth dianggap lebih cepat dan efisien daripada ECLAT, terutama dalam penggunaan memori dan eksekusi pada dataset yang sama. FP-Growth juga dapat dikembangkan menjadi aplikasi untuk mempermudah penggunaannya. Aplikasi SPC Mart yang dibuat dengan bahasa pemrograman Python memiliki kinerja yang baik, meskipun waktu awal untuk membukanya membutuhkan lebih banyak waktu.

**Kata kunci:** Algoritma Asosiasi, ECLAT, Fp-Growth, Minimarket, Promosi

## *Abstract*

*Based on data from BPS, UMKM are declining due to the impact of COVID-19. This requires UMKM perpetrators/owners to choose promotion strategies to increase sales. This study aimed to assess the effectiveness of the Eclat and FP-Growth algorithms in creating bundle packages for minimarkets by identifying frequent association patterns between items. Transaction data from a minimarket in Denpasar was analyzed using both algorithms to find patterns in items purchased together. The results showed that both algorithms can be used to create effective bundle packages, with the FP-Growth algorithm proving to be more efficient in processing time and memory usage. Additionally, the study found that there was a significant difference in the performance of the two algorithms in finding association patterns. The findings suggest that the Eclat and FP-Growth algorithms can be used to increase sales value and customer satisfaction in minimarkets which is proven by 85% CSAT Score, making a significant contribution to the retail industry.*

**Keywords :** Association rule, Bundle Packages, ECLAT Algorithm, Fp-Growth Algorithm, Minimarket

## **1. Introduction**

Menurut BPS, Covid-19 menyebabkan penurunan ekonomi di Indonesia sebesar 2,07% dan 87,5% UMKM terdampak. Persaingan bisnis semakin ketat dan pemilik bisnis harus berpikir kritis untuk menjaga kepuasan pelanggan dan meningkatkan penjualan

---

produk. Memperkirakan volume penjualan secara akurat dan promosi yang efisien sangat penting untuk kelangsungan hidup bisnis [1].

Promosi merupakan kegiatan yang mengkomunikasikan manfaat dari sebuah produk dan membujuk target konsumen untuk membeli produk tersebut [2]. Menurut [3] Promosi merupakan salah satu komponen dari bauran pemasaran (*marketing mix*) memiliki peranan penting dalam mengkomunikasikan suatu produk, dan dapat menciptakan preferensi konsumen atau calon konsumen mengenai keefektifan dan keefisienan dari bauran promosi yang digunakan.

Promosi yang baik akan memengaruhi keberlanjutan jangka panjang dari bisnis terutama dalam penjualan. Dengan mengetahui pola pembelian pelanggan, manajemen dapat menentukan strategi penjualan terkait dengan promosi, prediksi persediaan produk, dan kombinasi produk yang akan dijual [4].

Toko SPC MART adalah *minimarket* di Sidakarya yang menjual kebutuhan sehari-hari. Masalah yang dihadapi oleh pemilik toko adalah pencatatan persediaan barang dan penjualan yang masih dilakukan secara semi-manual, serta belum ada analisis terhadap data penjualan secara menyeluruh. Hal ini memberikan beberapa masalah, salah satunya adalah pemberian promo bagi pelanggan. Karena proses bisnis dilakukan secara manual, maka pemilik toko kesulitan dalam menganalisis barang apa saja yang laku terjual dengan cepat dan barang apa saja yang dibeli bersamaan.

Rekomendasi Promo ini perlu diterapkan pada data historis penjualan dari SPC Mart. Pembuatan produk rekomendasi yang paling populer menggunakan algoritma *Association Rule*. *Association rules* merupakan salah satu tugas data mining deskriptif yang bertujuan untuk menemukan aturan asosiasi antara item-item data. Langkah utama yang perlu dilakukan dalam *association rules* adalah mengetahui seberapa sering kombinasi item muncul dalam *database*, yang disebut sebagai pola frekuensi tinggi [5].

Secara singkat, Algoritma *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)* adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data. Dalam Algoritma *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)*, *frequent itemset* disimpan dalam struktur FP-Tree atau yang juga dikenal sebagai *prefix-tree*. FP-Growth menghindari *candidate generation* dalam pencarian *frequent itemset*, sehingga mengurangi pemindaian *database* yang berulang dalam proses mining dan mempercepat waktu eksekusi. [6],[7],[8].

Algoritma *ECLAT* merupakan algoritma yang berfungsi hampir serupa dengan *Fp-Growth*. Algoritma *ECLAT* digunakan untuk menemukan *itemset* yang sering muncul dan menggunakan pendekatan *depth-first search* pada *database* dengan tata letak vertikal. Algoritma *ECLAT* ini masih jarang diterapkan dalam berbagai penelitian sebelumnya, oleh sebab itu ada baiknya apabila dijadikan perbandingan dengan algoritma *FP-Growth* yang kerap digunakan untuk penelitian untuk menentuka prediksi pola pembelian [9], [10].

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang melakukan penelitian serupa. Penelitian yang dilakukan [11], [12] menggunakan algoritma *FP-Growth* dengan bantuan *rapidminer* berhasil menemukan beberapa pola penjualan untuk prediksi ketersediaan stok. Penelitian [13] juga melakukan perbandingan antara *FP-Growth* dan *Apriori* yang menyatakan bahwa kedua algoritma tersebut memiliki performa yang sama baiknya.. Pernyataan yang berbeda dinyatakan pada penelitian [14], penelitian ini menyatakan bahwa algoritma *FP-Growth* lebih cepat dibanding algoritma *Apriori*. Algoritma *ECLAT* juga pernah dibandingkan dengan *FP-Growth* pada penelitian [15] namun belum ada pernyataan algoritma mana yang memiliki performa yang lebih baik. Algoritma *ECLAT*

---

cukup jarang digunakan walaupun algoritma ini merupakan algoritma yang memiliki performa yang cukup cepat [16].

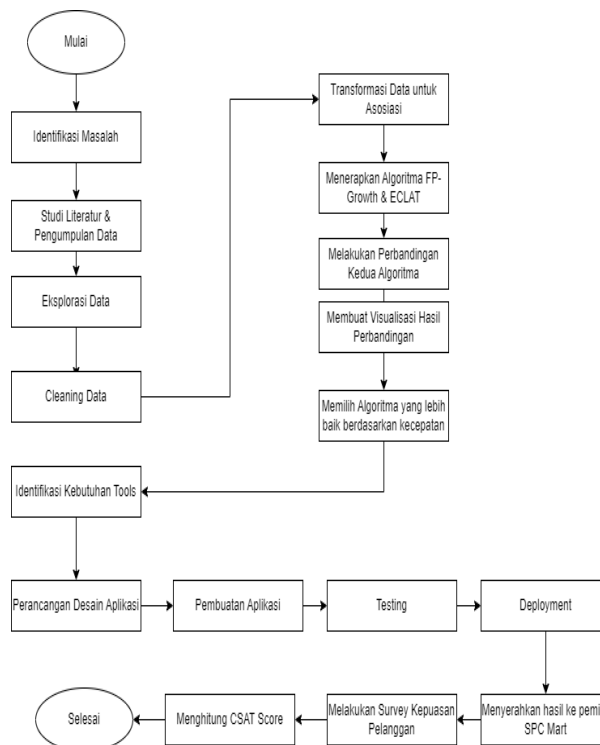
Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya. Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui perbandingan dari algoritma FP-Growth dengan algoritma ECLAT. Perbandingan tersebut dilakukan dengan membandingkan kecepatan eksekusi, jumlah *metrics* yang diberikan, dan konsumsi memori yang diperlukan untuk menjalankan kedua algoritma tersebut. Algoritma yang lebih unggul nantinya akan digunakan untuk membuat tools asosiasi untuk SPC Mart menciptakan suatu *bundle*.

Hasil dari penelitian yang berupa daftar barang yang dapat dijadikan promo paket diskon menggunakan algoritma *ECLAT* dan *Fp-Growth* diharapkan bisa memberikan dampak terhadap volume penjualan dari SPC Mart. Selain itu, laporan penjualan berupa *dashboard* diharapkan dapat membantu meningkatkan pemahaman pemilik SPC Mart terhadap keadaan penjualan berdasarkan data yang dimiliki.

## 2. Research Method / Proposed Method

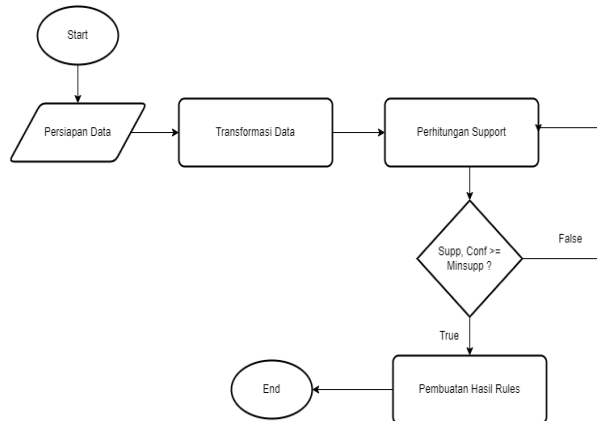
Penelitian ini dilakukan dengan membandingkan kedua algoritma menggunakan data berupa transaksi yang telah dilakukan di SPC Mart Sidakarya kemudian memilih algoritma yang lebih unggul untuk dijadikan sebagai *tools* asosiasi. Tahapan penelitian yang dilakukan meliputi studi literatur, pengumpulan data, eksplorasi data, pembersihan data, transformasi data, melakukan perbandingan algoritma, kemudian membuat *tools* berdasarkan algoritma yang terpilih.

Data yang didapatkan merupakan transaksi penjualan selama 9 bulan yaitu dari bulan September 2021 hingga bulan Juni 2022. Gambaran umum alur penelitian ini dapat digambarkan sebagai berikut.



**Gambar 1.** Gambaran Umum Alur Penelitian

Gambar 1. menjelaskan gambaran umum penelitian ini. Tahap pertama adalah identifikasi masalah, kemudian dilanjutkan dengan tahap studi literatur dan pengumpulan data, eksplorasi data, kemudian *Pre-processing*. Penelitian dilanjutkan dengan menerapkan algoritma terpilih menjadi suatu *tools* untuk menciptakan rekomendasi *bundle* kemudian melakukan survey terkait kepuasan pelanggan terhadap *bundle* yang dihasilkan. Alur algoritma asosiasi Fp-Growth digambarkan sebagai berikut.



**Gambar 2.** Alur Algoritma Asosiasi FP-Growth

Gambar 2 merupakan alur dari algoritma Fp-Growth yang dimulai dengan memindai data transaksi penjualan memilah atribut dan mengilangkan data yang bersifat redundansi. Proses selanjutnya melakukan perhitungan *Support* dan *confidence* secara berulang ke masing masing *item* untuk menghasilkan aturan dari algoritma FP-Growth. Berikut merupakan contoh format data yang digunakan dalam algoritma FP-Growth.

**Tabel 1.** Format Data Transaksi

Tid	Tanggal Trasnaksi	ID Barang
1	11 Agustus 2022	F225
2	11 Agustus 2022	F112
3	11 Agustus 2022	B265
4	11 Agustus 2022	F225
5	11 Agustus 2022	M281

Tabel 1 merupakan tabel yang berisi contoh format data transaksi pada SPC Mart yang akan digunakan untuk pembuatan aturan asosiasi. Tabel transaksi yang digunakan berisi informasi berupa *id* barang, tanggal transaksi, dan *id* transaksi. Metode yang digunakan untuk mencari aturan asosiasi dari data transaksi SPC Mart adalah metode *Knowledge Discovery in Database (KDD)*. KDD merupakan keseluruhan proses non-trivial untuk mengidentifikasi suatu pola atau informasi tersembunyi yang dapat dimengerti dan bermanfaat dari sebuah data [17],[18]. Berikut merupakan penjabaran langkah-langkah penelitian metode penelitian yang dilakukan sesuai *Knowledge Discovery in Database (KDD)*.

### 2.1. Pemilihan Data / Data Selection

Proses ini melakukan pemilihan data yang akan digunakan. Penelitian ini menggunakan data historis berupa penjualan toko SPC Mart selama rentang waktu 6 bulan terakhir. Berikut merupakan hasil dari pemilihan data yang akan digunakan.

**Tabel 2.** Tampilan Data Terpilih

ID	Product_id	Created_at
1	F1411, B1421, F1551, F1992	2021-09-02
2	F1792, F1572, F1127	2021-09-02
3	F1124	2021-09-02
4	F5337, F1551	2021-09-02
5	B5215, B5214, F1227, F5338	2021-09-02

Tabel 2 berisi data transaksi yang dilakukan di lokasi penelitian yaitu SPC Mart. Tabel tersebut terdiri dari 'ID' sebagai *unique key* untuk mengidentifikasi transaksi, 'Product\_id' berisi daftar kode barang yang dibeli pada transaksi tersebut, dan 'Created\_at' berisi kapan transaksi tersebut terjadi. Data ini tidak melalui proses pembersihan data karena setelah dicek tidak ada baris yang kosong.

## 2.2. Transformasi Data

Tahap transformasi data merupakan tahap melakukan transformasi struktur data menyesuaikan dengan struktur yang diperlukan oleh algoritma yang digunakan untuk proses *data mining*. Penelitian ini memerlukan struktur data berupa data transaksi yang telah melalui tahap *encoding / data mapping*.

**Tabel 3.** Hasil Transformasi Data

	1002	10107	10115	10118	10139
1	False	False	False	False	False
2	False	False	False	False	False
3	False	False	False	True	False
4	False	True	False	False	False
5	False	False	False	False	False

Tabel 3 merupakan *sample* hasil dari transformasi data untuk menjalankan algoritma *FP-Growth* dan *ECLAT*. Setiap kolom pada hasil transformasi data mengacu pada setiap 'product\_id' pada data transaksi. Hal ini membuat hasil transformasi data memiliki sebanyak 883 kolom. Data yang sudah melalui proses transformasi dapat melanjutkan ke proses asosiasi.

## 2.3. Pembuatan Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi dibuat untuk menentukan pola pembelian pelanggan berdasarkan data transaksi yang digunakan. Aturan asosiasi terbentuk berdasarkan parameter yang sudah ditentukan sebelumnya. Parameter tersebut meliputi *confidence* dan *support*. *Support* adalah suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu *item/itemset* dari keseluruhan transaksi. Ukuran ini menentukan apakah suatu *item/itemset* layak untuk dicari *confidence*-nya [19]. Persamaan dasar untuk mencari Support dapat dilihat pada (1).

$$Support = \frac{Jumlah\ Transaksi\ A}{Jumlah\ Transaksi} \quad (1)$$

Sesuai dengan definisinya menunjukkan seberapa tingkat dominasi item dari keseluruhan transaksi, maka persamaannya adalah jumlah transaksi yang mengandung *item A* dibagi dengan jumlah transaksi secara keseluruhan. Berikutnya apabila *support* sudah memenuhi kriteria, aturan asosiasi dapat melanjutkan ke perhitungan nilai *confidence*. *Confidence* adalah parameter yang digunakan untuk mengetahui berapa kali pernyataan hubungan antara 2 *item* secara *conditional* tersebut benar. *Confidence* biasanya baru akan dihitung apabila nilai *support* sudah memenuhi kondisi. Berikut merupakan persamaan sederhana untuk mencari *confidence* [20].

$$Confidence = \frac{Jumlah\ Transaksi\ A+B}{Jumlah\ Transaksi\ A} \quad (2)$$

Persamaan untuk mencari *confidence* adalah dengan cara membagi jumlah transaksi yang mengandung item A dan B dengan jumlah transaksi A. Mengetahui nilai *confidence* sangat penting untuk mengetahui seberapa akurat hasil yang diberikan. Hasil yang didapatkan dari kedua algoritma kemudian dibandingkan berdasarkan waktu eksekusi, metrics yang diberikan, dan konsumsi memori yang diperlukan. Algoritma yang lebih baik terutama dalam waktu eksekusi dan konsumsi memori kemudian digunakan pada data transaksi SPC Mart sebagai *tools*.

#### 2.4. Pembuatan Tools Asosiasi

Pembuatan Tools untuk menerapkan algoritma yang dipilih dibantu dengan *framework* PyQT5. PyQT5 memungkinkan pengguna untuk membuat suatu Antarmuka Pengguna Grafis / *Graphical User Interface* (GUI) dan menggabungkannya dengan kode program/*script* Python yang telah dibuat. Pembuatan Tools bertujuan untuk memudahkan pengelola SPC Mart untuk mengetahui pelaporan dan rekomendasi bundling dari data penjualan yang dimiliki. Metode yang digunakan adalah metode pengembangan RAD (*Rapid Application Development*). RAD adalah suatu metode pengembangan *software* yang siklus pengembangannya relative singkat [21]. Berikut merupakan diagram alur pembuatan aplikasi menggunakan metode RAD.



**Gambar 3.** Alur Pembuatan Aplikasi

Gambar 3 merupakan gambaran alur dari pengembangan *tools* asosiasi menggunakan metode *Rapid Application Development* (RAD). Pembuatan *tools* diawali dengan identifikasi kebutuhan *tools* yang akan dibuat kemudian merancang *user case diagram* dan desain alur kerja *tools* yang dibuat. Setelah proses perancangan desain selesai, proses pembuatan aplikasi akan dilakukan dan akan dilakukan *blackbox testing* sebelum memasuki tahapan *deployment*.

### 2.5. Survey Kepuasan Pelanggan

Perhitungan nilai kepuasan pelanggan dilakukan untuk mengetahui bagaimana respons pelanggan terhadap promosi *bundle* yang diberikan berdasarkan hasil aturan asosiasi menggunakan *tools* yang digunakan. Kepuasan pelanggan diukur dengan skor *Customer Satisfaction* (CSAT). *CSAT Score* adalah skor untuk mengindikasikan kepuasan pelanggan yang dihasilkan dari survei kepuasan pelanggan. Skor tersebut biasanya disajikan dalam bentuk persentase dan dapat digunakan untuk mengevaluasi tingkat kepuasan pelanggan secara keseluruhan [22]. Berikut merupakan rumus perhitungan yang dapat digunakan untuk menghitung skor CSAT.

$$CSAT\ Score = \frac{Jumlah\ Respon\ Positif}{Jumlah\ Responden} \times 100\% \quad (3)$$

*CSAT Score* dapat ditentukan dengan menghitung responden yang memberi jawaban ‘Puas’ atau ‘Sangat Puas’ pada survey kemudian membaginya dengan jumlah responden yang mengisi survey. Kepuasan pelanggan dikatakan baik apabila nilai diatas 75. Berikut merupakan tabel klasifikasi skor CSAT berdasarkan *American Customer Satisfaction Index* (ASCI) [23].

**Tabel 4.** Klasifikasi Skor CSAT

CSAT Score	Meaning	Warning Level
0-40%	Poor CSAT	High
40-60%	Okay CSAT	Slightly High
60-80%	Good CSAT	Low
80%+	Excellent CSAT	Very Low

Tabel 4 merupakan index skor atau tabel acuan dari ASCI yang digunakan untuk menyimpulkan kepuasan pelanggan berdasarkan skor CSAT yang telah didapat.

### 3. Kajian Pustaka

Kajian pustaka merupakan tahap mengumpulkan dan mempelajari teori terkait dengan permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini. Kajian pustaka yang dijabarkan diantaranya promosi, *data mining*, aturan asosiasi, *Market Basket Analysis* (MBA), dan *Customer Satisfaction* (CSAT) Score.

#### 3.1. Promosi

Strategi promosi adalah tindakan yang disusun dengan tujuan untuk mengajak dan memotivasi konsumen agar tertarik membeli produk perusahaan, dengan harapan dapat meningkatkan jumlah penjualan [24]. Promosi Penjualan adalah rangkaian insentif jangka pendek yang bertujuan untuk mendorong percobaan atau pembelian produk atau jasa. Insentif tersebut dapat berupa berbagai jenis promosi seperti promosi konsumen yang meliputi pemberian sampel, kupon, dan hadiah, promosi perdagangan yang meliputi iklan dan tunjangan, serta promosi tenaga penjualan seperti kontes untuk meningkatkan reputasi penjualan [25].

#### 3.2. Data Mining

Data mining merupakan teknik pengolahan data yang menggunakan perhitungan statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan pembelajaran mesin untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang berguna dari dataset yang besar. Teknik ini dapat membantu mencari informasi yang tidak dapat ditemukan secara manual [26]. Data mining dalam menjalankan tugasnya dibagi menjadi 5 kelompok yang terdiri dari Deskripsi, Prediksi, Estimasi, Klasifikasi, Clustering dan Asosiasi [27].

#### 3.3. Aturan Asosiasi

*Association rule* atau aturan asosiasi adalah salah satu teknik dalam *data mining* yang digunakan untuk mencari korelasi atau hubungan antara *item-item* dalam suatu *dataset*. Aturan asosiasi ini dibuat dengan menganalisis pola data yang sering muncul (*frequent pattern*) dengan menggunakan parameter support dan *confidence* untuk mengidentifikasi hubungan yang paling signifikan [28].

#### 3.4. Market Basket Analysis

*Market basket analysis* merupakan suatu teknik analisis perilaku konsumen dalam kelompok tertentu dengan menggunakan data dari berbagai sumber, seperti transaksi pembelian, kupon diskon, dan keluhan pelanggan. Teknik ini biasanya digunakan untuk menemukan pola yang tidak diketahui sebelumnya dari suatu transaksi data [12]. Manfaat utama dari market basket analysis terletak pada kemampuannya dalam menghasilkan aturan asosiasi yang akurat dan bermanfaat [13].



#### 4. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini berfokus pada perbandingan algoritma FP-Growth dan ECLAT serta bagaimana dampaknya kepada kepuasan pelanggan apabila digunakan untuk dasar pertimbangan pembuatan promosi *bundle*.

##### 4.1. Perbandingan Algoritma Asosiasi

Pembuatan aturan asosiasi menggunakan kedua algoritma ini menghasilkan data yang berbeda. Algoritma FP-Growth memberi lebih banyak aturan asosiasi dibanding ECLAT. Berikut merupakan hasil yang dihasilkan dari algoritma Fp-Growth.

**Tabel 5.** Hasil Aturan Asosiasi Fp-Growth

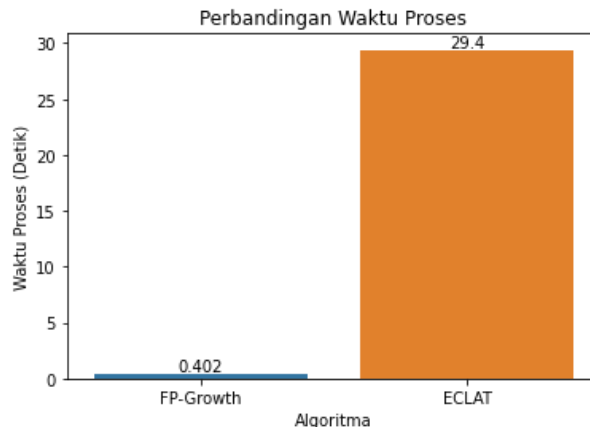
	Antecedents	Consequents	Support	Confidece	Lift	Leverage
0	(B5215)	(F1123)	0.002176	0.193421	24.657.535	0.002087
1	(F1123)	(B5215)	0.002176	0.277358	24.657.535	0.002087
2	(F5331)	(F1123)	0.002057	0.229373	29.240.722	0.001987
3	(F1123)	(F5331)	0.002057	0.262264	29.240.722	0.001987
4	(F1127)	(F1123)	0.001702	0.186084	23.722.217	0.001630
5	(F1123)	(F1127)	0.001702	0.216981	23.722.217	0.001630

Tabel 5 merupakan contoh aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma Fp-Growth. Algoritma ini memberikan *metrics* yang cukup banyak sebagai bahan pertimbangan untuk membuat suatu *bundle*. Berikut merupakan aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma ECLAT.

**Tabel 6.** Sampel Hasil Aturan Asosiasi ECLAT

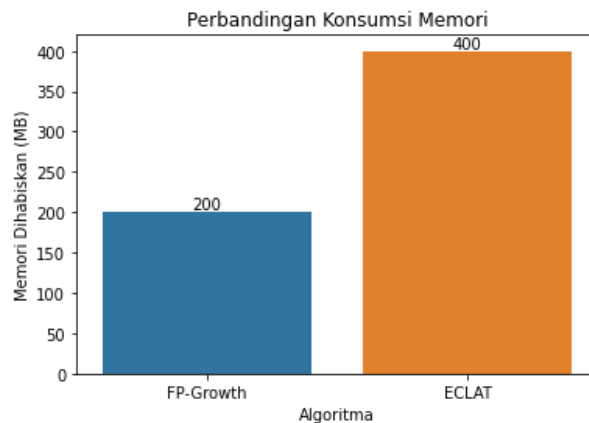
No	antecedents	support
1	F5331 & B5215	0.002664
2	F1127 & B5215	0.002279
3	F1123 & B5215	0.002176
4	F5331 & F1123	0.002057

Tabel 6 merupakan contoh aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma Fp-Growth. Algoritma ini hanya memberikan 1 *metrics* yaitu support. Hal ini dapat membatasi bahan pertimbangan untuk membuat suatu *bundle*. Berikut merupakan grafik perbandingan algoritma FP-Growth dan ECLAT berdasarkan waktu eksekusi, konsumsi memori, dan *metrics* yang dihasilkan.



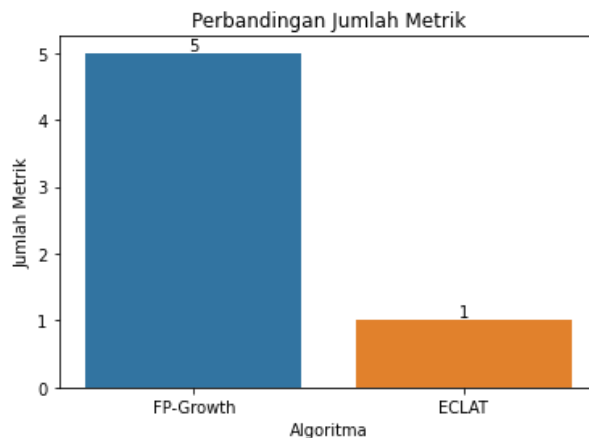
**Gambar 4.** Grafik Perbandingan Waktu Proses

Gambar 4 merupakan grafik perbandingan waktu proses dari algoritma FP-Growth dan ECLAT. FP-Growth memiliki waktu proses yang lebih cepat dibandingkan dengan algoritma ECLAT. Algoritma ECLAT memerlukan waktu selama 29.4 detik untuk menciptakan 27 rules itemset sedangkan FP-Growth memerlukan 0.402 Detik untuk menciptakan rules itemset. Berikut merupakan grafik perbandingan berdasarkan konsumsi memori.



**Gambar 5.** Grafik Perbandingan Konsumsi Memori

Gambar 5 merupakan grafik perbandingan konsumsi memori dari algoritma FP-Growth dan ECLAT. Algoritma FP-Growth memiliki konsumsi memori yang lebih rendah dari ECLAT yaitu 200 Mb (*Megabytes*).



**Gambar 6.** Grafik Perbandingan Jumlah Metrik

Gambar 6 merupakan grafik perbandingan jumlah metrik yang dihasilkan oleh algoritma FP-Growth dan ECLAT. Algoritma FP-Growth menghasilkan lebih banyak metrik yaitu 5 metrik dari ECLAT yang menghasilkan hanya 1 metrik. Metriks pada data mining biasanya digunakan sebagai dasar pengukuran untuk mengambil keputusan. Berikut merupakan daftar *metrics* yang dihasilkan oleh masing-masing algoritma.

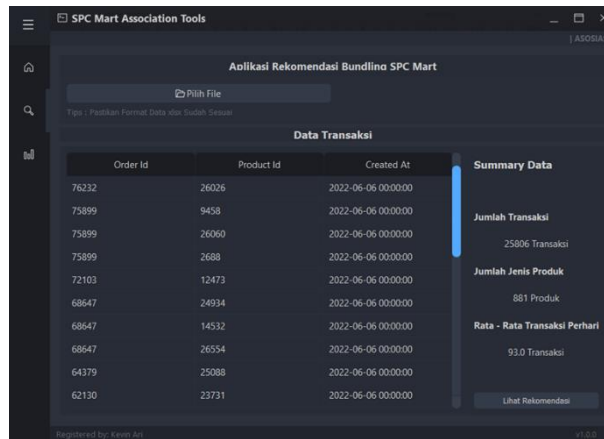
**Tabel 7.** Metriks Algoritma FP-Growth dan ECLAT

FP-Growth	ECLAT
<i>Support</i>	<i>Support</i>
<i>Confidence</i>	
<i>Lift</i>	
<i>Leverage</i>	
<i>Conviction</i>	

Tabel 7 merupakan tabel yang berisi metrik yang dihasilkan oleh kedua Algoritma ada gambar 4.5. Terlihat bahwa ECLAT hanya menghasilkan 1 metrik sedangkan FP-Growth menghasilkan 5 metrik.

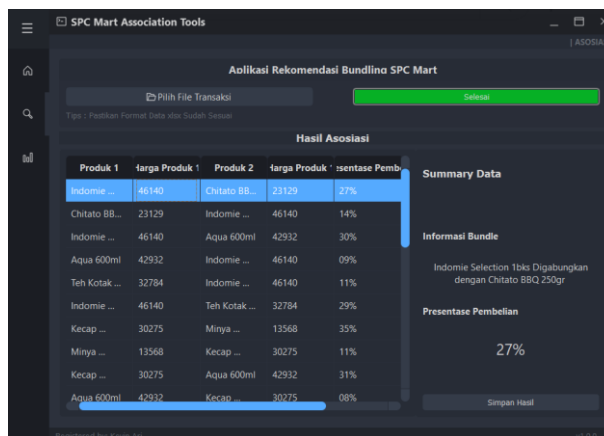
#### 4.2. Tampilan Tools Asosiasi

*Tools* asosiasi untuk SPC-Mart dibuat menggunakan bahasa pemrograman Python dan library PyQt untuk membantu pembuatan *graphical user interface* (GUI) tools. Berikut merupakan tampilan dari tools asosiasi yang telah dibuat.



**Gambar 7.** Tampilan Data Transaksi

Gambar 5 merupakan tampilan awal data transaksi yang dimasukan oleh pengguna berupa file excel. *Tool* juga akan otomatis menampilkan informasi berupa jumlah transaksi, jenis produk, dan rata - rata transaksi perhari dari *dataset* yang digunakan. Berikut merupakan tampilan hasil rekomendasi yang diberikan apabila tombol ‘Lihat Rekomendasi’ ditekan.



**Gambar 8.** Tampilan Hasil Asosiasi

Gambar 6 merupakan tampilan dari hasil asosiasi dari dataset transaksi setelah selesai melakukan proses algoritma FP-Growth. *Tools* akan menampilkan produk yang bisa dijadikan *bundle* beserta presentase pembelian kedua produk tersebut dibeli secara bersamaan. *Bundle* yang dihasilkan oleh *tools* ini juga bisa disimpan menjadi file *excel* dengan menekan ‘simpan hasil’. Terdapat dashboard yang bisa digunakan oleh pengguna untuk mengetahui *summary* dari data transaksi yang digunakan sebagai input. Berikut merupakan tampilan dari *dashboard* yang bisa ditampilkan.

### 4.3. Survey Kepuasan Pelanggan

Survey dilakukan untuk mengetahui tingkat kepuasan pelanggan terhadap promosi bundle yang diberikan menggunakan tools asosiasi. Survey diisi melalui *google form* oleh 20 responden yang berkunjung dan melakukan pembelian di SPC Mart. Kepuasan pelanggan kemudian diukur menggunakan perhitungan skor CSAT dari data survey yang dimiliki. Berikut merupakan hasil jawaban survey yang didapat.



**Gambar 9.** Grafik Persebaran Jawaban Survey

Gambar 9 merupakan visualisasi persebaran jawaban dari para responden di SPC Mart. Terdapat 12 responden yang menjawab ‘Puas’ dan terdapat 5 responden yang menjawab ‘Sangat Puas’. Sebanyak 1 responden menjawab ‘Tidak Puas’ dan terdapat 2 responden yang menjawab ‘Biasa’. Berikut merupakan hasil perhitungan skor CSAT dari data survey yang didapat.

### 5. Kesimpulan

Promosi bundle di sebuah minimarket dapat dibuat menggunakan algoritma asosiasi seperti FP-Growth dan ECLAT. Berdasarkan survei yang dilakukan, penerapan metode ini pada SPC Mart menghasilkan respons positif dari pelanggan dan meningkatkan kepuasan mereka. Meskipun kedua algoritma memberikan metrik yang berguna, namun FP-Growth dianggap lebih cepat dan efisien daripada ECLAT, terutama dalam penggunaan memori dan eksekusi pada dataset yang sama. FP-Growth juga dapat dikembangkan menjadi aplikasi untuk mempermudah penggunaannya. Aplikasi SPC Mart yang dibuat dengan bahasa pemrograman Python memiliki kinerja yang baik, meskipun waktu awal untuk membukanya membutuhkan lebih banyak waktu.

### References

- [1] R. Rosita, “Pengaruh Pandemi Covid-19 Terhadap Umkm Di Indonesia,” *J. Lentera Bisnis*, vol. 9, no. 2, p. 109, 2020, doi: 10.34127/jrlab.v9i2.380.
- [2] F. Welis Raldianingrat, “Pengaruh Marketing Mix Dan Persepsi Konsumen

Terhadap Minat Beli Konsumen Pada Home Industry Donat Kentang Madona Di Kecamatan Unaaha,” *Pengaruh Mark. Mix*, vol. 3, no. 2, pp. 58–66, 2019, [Online]. Available: <http://www.tjyybjb.ac.cn/CN/article/downloadArticleFile.do?attachType=PDF&id=9987>.

- [3] R. S. Putri and I. Safri, “Pengaruh Promosi Penjualan Dalam Meningkatkan Penjualan Mobil Mitsubishi Pada PT. Pekan Perkasa Berlian Motor Pekanbaru,” *J. Valuta*, vol. 1, no. 2502–1419, pp. 1–25, 2015.
  - [4] A. D. Cahya, A. Aminah, A. F. Rinaja, and N. Adelin, “Pengaruh Penjualan Online di masa Pandemi Coviv-19 terhadap UMKM Menggunakan metode Wawancara,” *Jesya (Jurnal Ekon. Ekon. Syariah)*, vol. 4, no. 2, pp. 857–863, 2021, doi: 10.36778/jesya.v4i2.407.
  - [5] R. R. Rerung, “Penerapan Data Mining dengan Memanfaatkan Metode Association Rule untuk Promosi Produk,” *J. Teknol. Rekayasa*, vol. 3, no. 1, p. 89, 2018, doi: 10.31544/jtera.v3.i1.2018.89-98.
  - [6] C. E. Firman, “Penentuan Pola Yang Sering Muncul Untuk Penjualan Pupuk Menggunakan Algoritma Fp-Growth,” *INFORMATIKA*, vol. 10, no. 1, p. 1, 2019, doi: 10.36723/juri.v9i2.97.
  - [7] R. Nurul Arifin, “Implementasi Algoritma Frequent Pattern Growth (FP-GROWTH) Menentukan Asosiasi Antar Produk (Study KASus Nadia Mart),” *Dok. Karya Ilm.*, pp. 0–1, 2015.
  - [8] Y. Zeng, S. Yin, J. Liu, and M. Zhang, “Research of improved FP-growth algorithm in association rules mining,” *Sci. Program.*, vol. 2015, 2015, doi: 10.1155/2015/910281.
  - [9] S. Sulastri, E. Zuliarso, and Y. Anis, “Implementasi Algoritma Apriori Dan Algoritma Eclat Pada Ahass Akmal Jaya Purwodadi,” *Dinamik*, vol. 22, no. 1, pp. 50–56, 2017, doi: 10.35315/dinamik.v22i1.7105.
  - [10] M. Kaur, U. Garg, and S. Kaur, “Advanced eclat algorithm for frequent itemsets generation,” *Int. J. Appl. Eng. Res.*, vol. 10, no. 9, pp. 23263–23279, 2015.
  - [11] R. Aditiya, S. Defit, and G. W. Nurcahyo, “Prediksi Tingkat Ketersediaan Stock Sembako Menggunakan Algoritma FP-Growth dalam Meningkatkan Penjualan,” *J. Inform. Ekon. Bisnis*, vol. 2, pp. 67–73, 2020, doi: 10.37034/infec.v2i3.44.
  - [12] W. N. Setyo and S. Wardhana, “Implementasi Data Mining Pada Penjualan Produk Di Cv Cahaya Setya Menggunakan Algoritma Fp-Growth,” *Petir*, vol. 12, no. 1, pp. 54–63, 2019, doi: 10.33322/petir.v12i1.416.
  - [13] M. H. Desti Fitriati, “PERBANDINGAN ALGORITMA APRIORI DAN ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK MENGETAHUI POLA
-

PENGGUNAAN TRANSPORTASI ONLINE,” *Pros. SNATIF ke-4 Tahun 2017*, pp. 153–160, 2017.

- [14] M. Mariko, “Perbandingan Algoritma Apriori Dan Algoritma Fp-Growth Untuk Rekomendasi Item Paket Pada Konten Promosi,” *Explore*, vol. 11, no. 2, p. 24, 2021, doi: 10.35200/explore.v11i2.438.
- [15] K. N. Wijaya, R. F. Malik, and S. Nurmaini, “Analisa Pola Frekuensi Keranjang Belanja Dengan Perbandingan Algoritma Fp-Growth ( Frequent Pattern Growth ) Dan Eclat Pada Minimarket,” vol. 7, no. 2, pp. 364–373, 2020.
- [16] J. Heaton, “Comparing dataset characteristics that favor the Apriori, Eclat or FP-Growth frequent itemset mining algorithms,” in *SoutheastCon 2016*, 2016, pp. 1–7, doi: 10.1109/SECON.2016.7506659.
- [17] Y. Mardi, “Data Mining : Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4.5,” *Edik Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 213–219, 2017, doi: 10.22202/ei.2016.v2i2.1465.
- [18] U. Nir, I. K. Gede, D. Putra, and I. P. Arya, “Implementasi Algoritma Apriori untuk Menemukan Pola Pembelian Konsumen pada Perusahaan Retail,” *JITTER - J. Ilm. Teknol. dan Komput.*, vol. 1, no. 2, 2020, [Online]. Available: <https://ocs.unud.ac.id/index.php/jitter/article/view/69743>.
- [19] H. Maulidiya and A. Jananto, “Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori dan FP-Growth sebagai Dasar Pertimbangan Penentuan Paket Sembako,” *Proceeding SENDIU 2020*, vol. 6, pp. 36–42, 2020.
- [20] A. R. Riszky and M. Sadikin, “Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan,” *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 7, no. 3, pp. 103–108, 2019, doi: 10.14710/jtsiskom.7.3.2019.103-108.
- [21] N. Aini, S. A. Wicaksono, and I. Arwani, “Pembangunan Sistem Informasi Perpustakaan Berbasis Web menggunakan Metode Rapid Application Development (RAD)(Studi pada: SMK Negeri 11 Malang),” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 9, pp. 8647–8655, 2019.
- [22] A. F. Hadining, “Analisis Kepuasan Pelanggan Abc Laundry Dengan Menggunakan Metode Service Quality, Importance Performance Analysis (Ipa) Dan Customer Satisfaction Index (Csi),” *J@ti Undip J. Tek. Ind.*, vol. 15, no. 1, p. 1, 2020, doi: 10.14710/jati.15.1.1-10.
- [23] B. K. Wijaya, I. Pramawati, A. S. Arief, and ..., “Key Performance Indicator Analysis In Improving The Quality Of Excellent Service On Globalxtreme Companies,” *J. Mantik*, vol. 6, no. 36, pp. 1714–1720, 2022, [Online]. Available: <http://iocscience.org/ejournal/index.php/mantik/article/view/2604>.
- [24] D. R. Indika and C. Jovita, “Media Sosial Instagram Sebagai Sarana Promosi Untuk Meningkatkan Minat Beli Konsumen,” *J. Bisnis Terap.*, vol. 1, no. 01, pp.
-

25–32, 2017, doi: 10.24123/jbt.v1i01.296.

- [25] L. D. Yunita and T. Handayani, “Strategi Bauran Promosi Penyelenggaraan Event (Studi Kasus Perencanaan dan Penyelenggaraan Event Pasar Murah),” *J. Ris. Bisnis dan Investasi*, vol. 4, no. 1, pp. 14–24, 2018, doi: 10.35313/jrbi.v4i1.989.
  - [26] N. P. R. Apriyanti, I. K. G. D. Putra, and I. M. S. Putra, “Peramalan Jumlah Kecelakaan Lalu Lintas Menggunakan Metode Support Vector Regression,” *J. Ilm. Merpati (Menara Penelit. Akad. Teknol. Informasi)*, vol. 8, no. 2, p. 72, 2020, doi: 10.24843/jim.2020.v08.i02.p01.
  - [27] A. Merceron and K. Yacef, “Interestingness measures for association rules in educational data,” *Educ. Data Min. 2019 - 1st Int. Conf. Educ. Data Mining, Proc.*, no. January, pp. 57–66, 2019.
  - [28] I. Qoniah and A. T. Priandika, “Analisis Market Basket Untuk Menentukan Asosiasi Rule Dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Tb. Menara),” *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 26–33, 2020.
-