



IMPLEMENTASI ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK PENENTUAN REKOMENDASI PRODUK UMKM BERDASARKAN FREKUENSI PEMBELIAN

Rd.M.Dimas Burhanudin Akbar¹⁾; Pritasari Palupiningsih^{2*}); Budi Prayitno³⁾

^{1,2,3} *Teknik Informatika, Institut Teknologi PLN*

^{1,2,3} *Menara PLN, Jl. Lingkar Luar Barat, DKI Jakarta*

Email: ¹dimas1831084@itpln.ac.id, ²pritasari@itpln.ac.id, ³budiprayitno@itpln.ac.id

Abstract

The rapid growth of the MSMEs business is caused by the development of digital technology that makes it easy to open a business. Business competition is a challenge for MSMEs, to be able to survive in business competition, it is necessary to make the right business decisions in order to maximize the business potential of MSME. One way that MSMEs can do in order to maximize business potential is by providing the right product recommendations to consumers. The right product is obtained by analyzing consumer purchasing patterns. This research uses the association rule technique and the FP-Growth algorithm to get the right rule as a product recommendation for MSME. The analysis uses transaction data on MSME from January 1, 2021 to April 30, 2021, obtained 1483 transactions with 3 trials at a minimum support of 1%, 2%, and 3% and a minimum confidence of 30%. To determine the correlation found in the rules formed, a lift ratio was used. In the first experiment, 13 rules were found that had a lift ratio value > 1 of the 24 rules formed. The rule that has the highest lift ratio value is if you buy Strawberry Tea, you buy Kopi Susu Pagi, and Mineral Water of 6.9. In the second experiment, there were 3 rules that had a lift ratio value > 1 of the 6 rules formed, the rule that had the highest lift ratio value, namely, if you buy strawberry tea, you buy mineral water of 3.69. In the third experiment, there was no rule that had a lift ratio value > 1. The established rules could be the basis for MSME in providing the right product recommendations to consumers.

Keyword: UMKM, Purchasing Patterns, Association rule, FP-Growth, Lift Ratio

Abstrak

Pertumbuhan bisnis UMKM yang begitu pesat yang diakibatkan perkembangan teknologi digital yang memudahkan untuk membuka bisnis. Persaingan bisnis menjadi tantangan tersendiri bagi UMKM, untuk bisa bertahan dalam persaingan bisnis dibutuhkan sebuah keputusan bisnis yang tepat agar bisa memaksimalkan potensi bisnis UMKM. Salah satu cara yang bisa dilakukan dalam rangka memaksimalkan potensi bisnis dengan memberikan rekomendasi produk yang tepat kepada konsumen. Produk yang tepat didapatkan dengan menganalisis pola pembelian konsumen. Penelitian ini menggunakan teknik association rule dan algoritma FP-Growth untuk mendapatkan rule yang tepat sebagai penentuan rekomendasi produk pada UMKM. Analisis dilakukan menggunakan data transaksi pada UMKM dari 1 Januari 2021 sampai 30 April 2021 yaitu sejumlah 1483 transaksi dengan 3 kali percobaan pada minimum support sebesar 1%, 2%, dan 3% serta minimum confidence sebesar 30%. Untuk melihat korelasi yang tedapat pada rules yang terbentuk digunakan lift ratio. Pada percobaan pertama didapatkan 13 rules yang memiliki nilai lift ratio > 1 dari 24 rules yang terbentuk, rule yang memiliki nilai lift ratio tertinggi yaitu jika membeli Strawberry Tea maka membeli Kopi Susu Pagi, dan Air Mineral sebesar 6,9. Pada percobaan kedua didapatkan 3 rules yang memiliki nilai lift ratio > 1 dari 6 rules yang terbentuk, rule yang memiliki nilai lift ratio tertinggi yaitu Jika membeli strawberry tea maka membeli air mineral sebesar 3,69. Pada percobaan ketiga tidak didapatkan rule yang memiliki nilai lift ratio > 1. Dengan rules yang telah terbentuk dapat menjadi dasar bagi UMKM dalam memberikan rekomendasi produk yang tepat kepada konsumen.

Kata Kunci: UMKM, Pola Pembelian Produk, Analisis Asosiasi, FP-Growth, Lift Ratio

1. PENDAHULUAN

Di era digital, perkembangan UMKM (Usaha Mikro Kecil Menengah) bergerak sangat cepat. Banyak UMKM baru yang bermunculan dikarenakan kemudahan berbisnis di era digital saat ini. BKPM (Badan Koordinasi Penanaman



Modal) mengumumkan bahwa terjadi rekor pengajuan NIB (Nomor Induk Berusaha) melalui *OSS (Online Single Submission)* tertinggi selama tahun 2020 di bulan Oktober 2020, yakni mencapai 377.540 permohonan yang telah diterima oleh BKPM [1]. Dengan adanya *platform digital* yang berkembang di Indonesia transaksi yang dilakukan pelanggan bisa dilakukan dari saja sehingga data transaksi didapatkan oleh UMKM tentunya menjadi lebih besar. Hal ini merupakan sebuah *resources* yang sangat berharga untuk meningkatkan potensi UMKM tetapi kebanyakan UMKM tidak mengetahui hal tersebut. Mereka hanya menyimpan data tersebut dan tidak digunakan untuk menjadi sebuah *knowledge* yang bisa membantu mereka dalam mengambil keputusan bisnis dalam memberikan rekomendasi produk kepada konsumen. Dalam proses untuk mendapatkan rekomendasi produk tersebut diperlukan analisis data untuk mendapatkan hubungan – hubungan yang terdapat pada data sehingga menghasilkan rekomendasi produk yang tepat.

Salah satu proses analisis data yang dilakukan adalah dengan penerapan *data mining*. *Data mining* adalah suatu proses menggali dan menganalisa data yang bertujuan untuk mendapatkan informasi suatu pola yang terdapat pada data [2]. *Data mining* memiliki beberapa teknik tetapi dalam penelitian ini penulis menggunakan teknik *association rule* dalam menganalisis data, dikarenakan teknik *association rule* berfungsi untuk mendapatkan sebuah pola dari data yang saling berhubungan untuk rekomendasi produk. *Association rule* adalah salah satu teknik yang digunakan dalam proses *data mining* yang berguna untuk menentukan hubungan asosiasi antar data yang diolah untuk mendapatkan sebuah *rule* [3]. Dalam proses *association rule* terdapat *support* yang merupakan sebuah ukuran yang menyatakan berapa tingkat dominasi suatu *itemset* dari keseluruhan data [2]. Dan juga terdapat *confidence* ialah ukuran yang memberitahukan hubungan antara dua atau lebih item tergantung kondisinya [4].

Di dalam penerapan *association rule* terdapat algoritma beberapa algoritma yang bisa diterapkan, untuk penelitian ini digunakan algoritma *FP-Growth*. Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma Apriori yang menggunakan konsep pembangunan yang menggunakan struktur data *tree* yang disebut *FP-Tree*, dengan menggunakan konsep tersebut algoritma *FP-Growth* dapat lebih cepat dalam melakukan proses pencarian *rule* dibandingkan algoritma Apriori [5]. Sebelum *rule* digunakan perlu dilakukan sebuah evaluasi terhadap *rule* yang didapat guna memastikan *rule* yang akan digunakan tepat sesuai dengan kebutuhan. Evaluasi dilakukan dengan mencari nilai *lift ratio*. *Lift ratio* merupakan sebuah angka yang menunjukkan banyaknya kemungkinan dalam menemukan semua atribut yang muncul bersama dibandingkan dengan semua atribut yang menehui syarat [6].

Terkadang pemilik bisnis UMKM hanya melakukan penyimpanan data terkait transaksi yang ada dengan bantuan *platform digital*, namun belum dilakukan pengolahan terhadap data tersebut untuk menjadi suatu informasi yang bisa membantu keputusan bisnis terutama pada perekomendasi produk. Selain itu, proses perekomendasi menu juga hanya berdasarkan produk yang paling banyak dibeli oleh konsumen. Sehingga bisa saja terjadi kendala saat menentukan menu paket yang tepat dikarenakan belum mengetahui pola pembelian konsumen.

Terdapat penelitian sebelumnya terkait mencari pola pembelian pada UMKM untuk memberikan rekomendasi menu kepada konsumen dengan algoritma *ECLAT*. Dengan menggunakan *sample data* 5 hari didapat hasil 3 *rule* dengan nilai *support* sebesar 3 %. Pada penelitian dilakukan pengujian dengan *lift ratio* dan didapat 2 *rule* yang mendapatkan *positive correlation* dengan nilai *lift ratio* > 1 [7].

Dengan dilakukan analisis data pada data pembelian konsumen didapatkan sebuah pola pembelian, dari sebuah pola tersebut di proses dengan algoritma *FP-Growth* untuk didapatkan sebuah *rule* yang bisa dijadikan acuan dalam memberikan rekomendasi produk kepada konsumen dengan tepat. Tentunya hal ini diharapkan bisa membantu UMKM dalam memaksimalkan potensi usaha mereka dengan bisa memberikan produk yang tepat kepada konsumen mereka. Dan mereka bisa bertahan dan terus berkembang dalam persaingan bisnis UMKM.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Dataset

Data yang digunakan adalah data transaksi penjualan di sebuah UMKM Coffee Shop selama 4 bulan. Total seluruh transaksi berjumlah 1483 dengan jumlah menu sebanyak 65 items. Dataset sebelumnya telah dilakukan pembersihan terhadap items yang duplikat yang memiliki nama yaitu “Cup” dan ukuran seperti “Medium”, “Small”, “250ml”, “1L” serta pada item yang memiliki nama “Single”. Data transaksi terdiri dari beberapa fields yaitu *Outlet*, *Receipt Number*, *Date*, *Time*, *Payment Method*, and *Items*. Pada data tersebut, sebuah transaksi memuat paling sedikit 1 item hingga paling banyak 20 items yang dibeli secara bersamaan.

2.2 Assosiation Rule

Association rule merupakan salah satu teknik yang biasa disebut dengan *market basket analysis* dan digunakan dalam *data mining* untuk menemukan hubungan asosiasi antar data dan menemukan *rules* yang terbentuk dari data yang



ada. *Association rule* didapat dengan melakukan pencarian *frequent itemset* yang merupakan kombinasi yang paling umum dalam *itemset* serta harus memenuhi syarat minimal dari *support* dan *confidence* yang telah ditentukan [3]. Untuk evaluasi menggunakan nilai *lift ratio*.

$$\text{Support } (A, B) = \frac{\sum \text{transaksi mengandung item } A \text{ dan } B}{\sum \text{transaksi}}$$

$$\text{Confidence} = \frac{\sum \text{transaksi mengandung item } A \text{ dan } B}{\sum \text{transaksi mengandung } A}$$

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\text{confidence } (A, B)}{\text{Benchmark Confidence } (A, B)}$$

2.3. Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth merupakan pengembangan dari algoritma Apriori. Algoritma FP-Growth adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data. Pada algoritma FP-Growth menggunakan konsep pembangunan *tree*, yang biasa disebut FP-Tree, dalam pencarian *frequent itemsets* bukan menggunakan generate candidate seperti yang dilakukan pada algoritma Apriori. Dengan menggunakan konsep tersebut, algoritma FP-Growth menjadi lebih cepat daripada algoritma Apriori. Setelah tahap pembangunan FP-Tree dari sekumpulan data transaksi, akan diterapkan algoritma FP-Growth untuk mencari *frequent pattern base*. Algoritma FP-Growth dibagi menjadi tiga langkah, yaitu :

1. Tahap pembangkitan *conditional pattern base*

Conditional pattern base merupakan *sub dataset* yang berisi *prefix path* (lintasan *prefix*) dan *suffix pattern* (pola akhiran). Pembangkitan *conditional pattern base* didapatkan melalui *FP-Tree* yang telah dibentuk sebelumnya.

2. Tahap pembangkitan *conditional FP-Tree*

Pada tahap ini, *support* dari setiap item pada setiap *conditional pattern base* dijumlahkan, lalu setiap item yang memiliki *support count* lebih besar dari *minimum support* yang telah ditentukan sebelumnya akan dibangkitkan dengan *conditional FP-Tree*.

3. Tahap pencarian *frequent pattern generated*

Apabila *conditional FP-Tree* merupakan lintasan tunggal. Maka didapatkan *frequent pattern generated* dengan melakukan kombinasi item untuk setiap *conditional FP-Tree*. Jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan *FP-Growth* secara *recursive*.

2.4. Tahap Penelitian

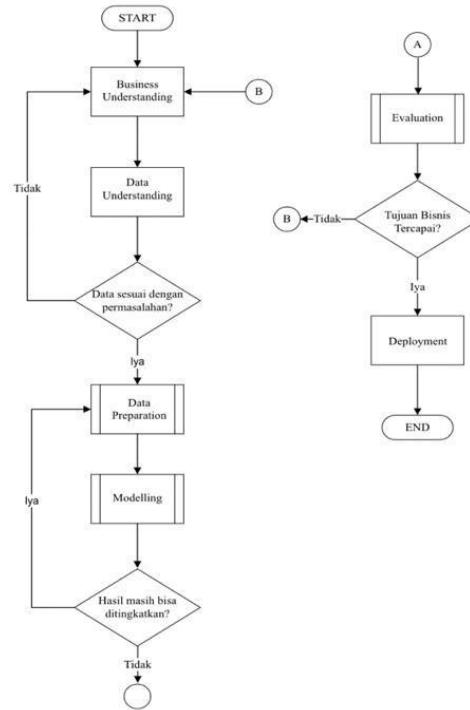
Penelitian ini menggunakan metode pengembangan CRISP-DM sebagai tahap penelitian yang dapat dilihat pada Gambar 1. CRISP-DM merupakan model proses *data mining* yang menggambarkan pendekatan umum yang digunakan pakar *data mining* untuk mengatasi masalah yang dihadapi. Dalam CRISP-DM sebuah proyek *data mining* memiliki siklus hidup yang terbagi dalam enam fase. Keseluruhan fase berurutan yang ada tersebut bersifat adaptif. Fase berikutnya dalam urutanbergantung kepada keluaran dari fase sebelumnya. Tahapan pada siklus hidup CRISP-DM akan dijelaskan secara rinci sebagai berikut:

1. *Business Understanding / Pemahaman Bisnis*

Pada tahap ini dibutuhkan pemahaman tentang substansi dari kegiatan *data mining* yang akan dilakukan, kebutuhan dari perspektif bisnis. Kegiatannya antara lain menentukan sasaran atau tujuan bisnis, memahami situasi bisnis, menentukan tujuan *data mining* dan membuat perencanaan strategi. Pemahaman bisnis pada penelitian ini mengacu pada penerapan pola pembelian produk konsumen *coffee shop*, yang mana aturan yang dihasilkan dapat



membantu pemilik bisnis dalam pengambilan keputusan bisnis kedepannya. Fase pemahaman bisnis telah dipaparkan secara detail pada latar belakang serta tujuan dari penelitian ini.



Gambar 2 Flowchart CRISP-DM

2. Data Understanding / Pemahaman Data

Tahap mengumpulkan data awal, mempelajari data untuk bisa mengenal data yang akan dipakai. Fase ini mencoba mengidentifikasi masalah yang berkaitan dengan kualitas data, mendekripsi *subset* yang menarik dari data untuk membuat hipotesa awal. Pada penelitian ini data yang akan digunakan adalah data transaksi penjualan yang didapatkan langsung dari UMKM *Coffee Shop*. Pada tahapan ini, dilakukan pengamatan apakah data sesuai dengan permasalahan yang didapatkan pada fase *business understanding*. Jika masalah belum sesuai dengan data yang didapatkan, maka akan kembali pada fase *business understanding*, jika masalah sudah sesuai dengan data yang didapatkan maka akan masuk pada fase selanjutnya yaitu fase *data preparation*.

3. Data Preparation / Pengolahan Data

Tahap ini sering disebut sebagai tahap yang padat karya. Aktivitas yang dilakukan antara lain memilih *table* dan *field* yang akan ditransformasikan ke dalam *database* baru untuk bahan *data mining*.

4. Modeling / Pemodelan

Tahap ini adalah tahap menentukan teknik *data mining* yang digunakan, menentukan *tools data mining*, algoritma *data mining*, menentukan parameter dengan nilai yang optimal. Metode yang diterapkan ialah metode *association rule* yang mana algoritma yang akan digunakan adalah algoritma *FP-Growth*.

5. Evaluation / Evaluasi

Tahap interpretasi terhadap hasil *data mining* yang ditunjukkan dalam proses pemodelan padataph sebelumnya. Evaluasi dilakukan secara mendalam dengan tujuan menyesuaikan model yang didapat agar sesuai dengan sasaran yang ingin dicapai dalam tahap pertama. Hasil implementasi dari tahap *Evaluation CRISP-DM* pada penelitian menggunakan *lift ratio* dengan acuan untuk mengukur ketepatan dari hasil *association rule* yang telah terbentuk.



6. Deployment / Penyebaran

Tahap penyusunan laporan atau presentasi dari pengetahuan yang didapat dari evaluasi padaproses *data mining*. Banyak penelitian yang tidak melakukan tahap ini, *deployment* mengakui bahwa tidak ada model yang statis. Model tersebut dibangun dari data yang diwakili data pada waktu tertentu, sehingga perubahan waktu dapat menyebabkan berubahnya karakteristik data. Model pun harus dipantau dan mungkin diganti dengan model yang sudah diperbaiki. Pada penelitian ini, hasil implementasi dari tahap *deployment* berupa aturan yang dihasilkan dari pengolahan data menggunakan *python* dan kemudian ditampilkan dalam sebuah antarmuka.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah data diproses pada metode analisis dengan *CRISP DM*, maka selanjutnya dilakukan proses analisis data menggunakan algoritma *FP-Growth* pada dataset dengan 3 kali percobaan pada nilai *minimum support* 1%, 2% dan 3% serta *minimum confidence* sebesar 30%. Proses pertama yang dilakukan yaitu membaca data tabel *binary* untuk menjumlah frekuensi kemunculan *items* dari setiap transaksi dan diurutkan dari yang terbesar ke terkecil untuk membuat urutan prioritas items. Setelah didapatkan data tabel frekuensi tersebut maka selanjutnya membuat tabel *frequent itemset* yaitu data tabel yang berisikan kombinasi data yang sudah diurutkan berdasarkan frekuensi. Setelah di dapat *frequent itemset* maka selanjutnya yaitu proses pembangkitan *FP-Tree* yang dimana setiap kombinasi yang terbentuk akan dibuat menjadi daun – daun *tree* yang membuat jalur berdasarkan kombinasi yang terbentuk. Setelah *FP-Tree* terbentuk dilakukan proses pencarian *conditional pattern base* yang merupakan proses pembacaan jalur pada *FP-Tree* yang terbentuk dan menghitung nilai kemunculan berdasarkan frekuensi *suffix*(akhiran) jalur yang terdapat pada *FP-Tree*. Setelah *FP-Tree* terbentuk maka selanjutnya dilakukan pembangkitan *conditional FP-Tree* yaitu proses menghitung nilai frekuensi dari setiap *items* pada *pattern* yang terbentuk pada proses *conditional pattern base* jika nilai frekuensi *items* tersebut lebih kecil dari *minimum support* maka daun tersebut akan dihapus pada *pattern* yang telah terbentuk. Setelah *conditional FP-Tree* terbentuk maka proses selanjutnya yaitu mencari *frequent patterns generated*. Yaitu sebuah kumpulan *rule* sementara yang terbentuk setelah proses *conditional FP-Tree* dengan memasukkan setiap *suffix* kepada setiap data. Setelah proses *frequent pattern generated* didapatkan *rule* sementara yang akan dihitung nilai *confidence*-nya jika nilai *confidence rule* melebihi *minimum confidence* yaitu 30 % maka *rule* tersebut bisa dilanjutkan ke proses evaluasi. Setiap *rule* yang memiliki nilai *confidence* melebihi nilai *minimum confidence* akan dilakukan proses evaluasi dengan menghitung nilai *lift ratio* dari setiap *rules* untuk mengetahui *rule* tersebut memiliki nilai korelasi yang positif atau negatif. Jika nilai *lift ratio* < 1 maka *rule* memiliki korelasi negatif dan tidak bisa digunakan sedangkan nilai *lift ratio* > 1 maka *rule* memiliki korelasi positif dan bisa digunakan. *Rule* yang terbentuk pada setiap percobaan 1 dan 2 terlihat pada tabel 1 dan 3, *rule* pada percobaan 3 tidak ada yang memiliki nilai *lift ratio* diatas 1 maka *rule* yang terbentuk tidak bisa digunakan dikarenakan memiliki nilai korelasi yang negatif.

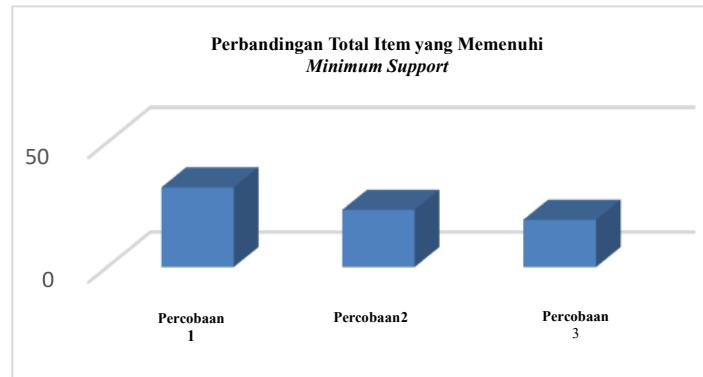
No	Jika	Maka	Confidence	Maka Support	Lift Ratio
1.	(Cookies n Cream)	(Ayam Kegunting)	0.320000	0.142466	2.246154
2.	(Ayam Kegunting, Kopi Susu Pagi)	(Air Mineral)	0.342105	0.509589	1.186547
3.	(Ayam Kegunting, Air Mineral)	(Kopi Susu Pagi)	0.604651	0.135616	2.522594
4.	(Es Teh Tawar)	(Kopi Susu Pagi)	0.826087	0.509589	1.621085
5.	(Salted Caramel with Coffe Jelly)	(Ayam Kegunting)	0.340000	0.142466	2.386538
6.	(Americano)	(Air Mineral)	0.301370	0.135616	2.222222
7.	(French Fries)	(Kopi Susu Pagi)	0.513158	0.509589	1.007003
8.	(Strawberry Tea)	(Ayam Kegunting)	0.300000	0.142466	2.105769
9.	(Strawberry Tea)	(Kopi Susu Pagi)	0.666667	0.509589	1.308244
10.	(Strawberry Tea)	(Air Mineral)	0.500000	0.135616	3.686869
11.	(Kopi Susu Pagi, Strawberry Tea)	(Air Mineral)	0.675000	0.509589	1.766129
12.	(Air Mineral, Strawberry Tea)	(Kopi Susu Pagi)	0.900000	0.135616	4.977273
13.	(Strawberry Tea)	(Kopi Susu Pagi, Air Mineral)	0.450000	0.065068	6.915789

Gambar 3 Hasil Rule Pada Percobaan 1

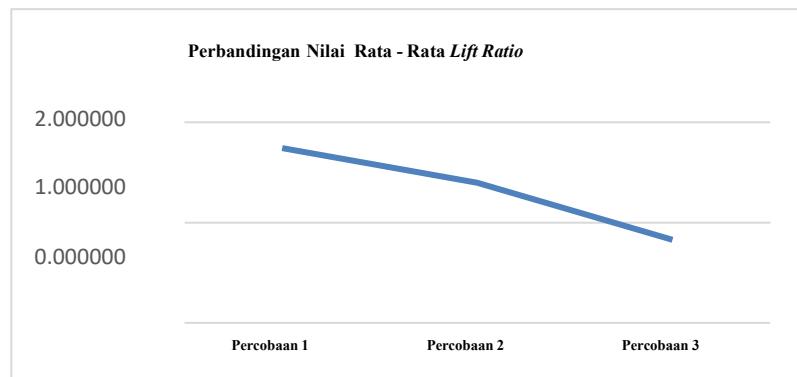


No	Jika	Maka	Confidence	Maka Support	Lift Ratio
1.	(French Fries)	Kopi Susu Pagi	0.513158	0.509589	1.007003
2.	(Strawberry Tea)	Kopi Susu Pagi	0.666667	0.509589	1.308244
3.	(Strawberry Tea)	(Air Mineral)	0.500000	0.135616	3.686869

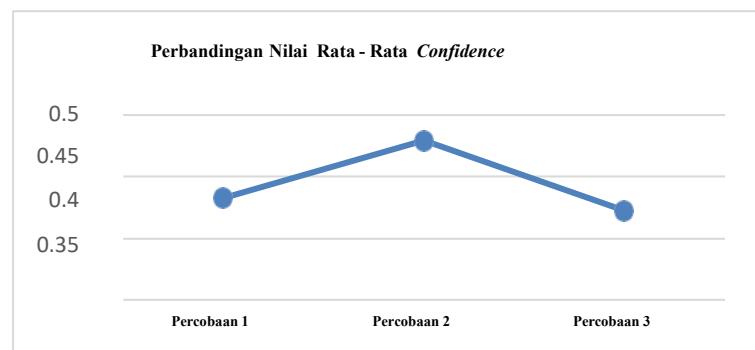
Gambar 4 Hasil *Rule* pada Percobaan 2



Gambar 5 Diagram Perbandingan Total Kemunculan *Items* pada Setiap Percobaan



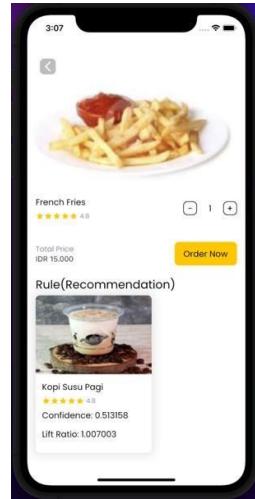
Gambar 6 Grafik Perbandingan Nilai Rata-Rata *LiftRatio* pada Setiap Percobaan



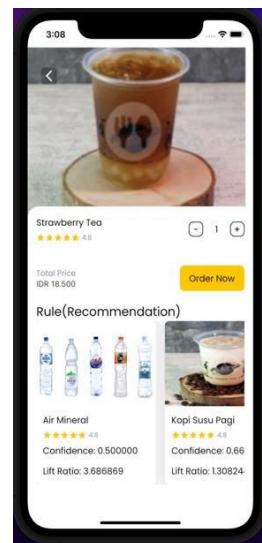
Gambar 5 Grafik Perbandingan Nilai Rata-Rata *Confidence* pada Setiap Percobaan



Gambar 3 memperlihatkan pengaruh nilai *minimum support* terhadap total kemunculan *items* pada setiap percobaan. Semakin tinggi nilai *minimum support* maka akan semakin sedikit nilai kemunculan *items*. Gambar 4 memperlihatkan nilai rata – rata *confidence* pada setiap percobaan dan terlihat bahwa percobaan 2 memiliki nilai rata – rata *confidence* tertinggi yang mengindikasi bahwa *rule* yang terbentuk pada percobaan 2 memiliki *rule* yang tingkat kepercayaan yang baik. Gambar 5 memperlihatkan perbandingan nilai rata – rata *lift ratio* pada setiap percobaan dan terlihat pada setiap percobaan mengalami penurunan dan pada percobaan 3 menghasilkan nilai rata – rata *lift ratio* dibawah 1 dikarenakan *rule* yang terbentuk pada percobaan 3 tidak ada yang memenuhi nilai *lift ratio* > 1.



Gambar 6 Hasil Deployment padaAplikasi Mobile



Gambar 7 Hasil Deployment padaAplikasi Mobile

Gambar 6 dan Gambar 7 merupakan hasil deployment dari rule yang telah terbentuk pada aplikasi mobile pada percobaan 1 dan percobaan 2. Berikut hasil *rule* yang terbentuk pada percobaan 1 dengan nilai *minimum support* sebesar 1%, *minimum confidence* 30 %, dan memenuhi nilai *lift ratio* > 1:

1. Jika konsumen membeli Cookies n Cream Maka konsumen juga akan membeli Ayam Kegunting
2. Jika konsumen membeli Ayam Kegunting dan Kopi Susu Pagi maka konsumen juga akan membeli Air Mineral.
3. Jika konsumen membeli Ayam Kegunting dan Air Mineral maka konsumen juga akan membeli Kopi Susu Pagi.
4. Jika konsumen membeli Es The Tawar maka konsumen juga akan membeli Kopi Susu Pagi.
5. Jika konsumen membeli Salted Caramel with Coffe Jelly maka konsumen juga akan membeli Ayam Kegunting.
6. Jika konsumen membeli Americano maka konsumen juga akan membeli Air Mineral.



7. Jika konsumen membeli French Fries maka konsumen juga akan membeli Kopi Susu Pagi.
8. Jika konsumen membeli Strawberry Tea maka konsumen juga akan membeli Ayam Kegunting.
9. Jika konsumen membeli Strawberry Tea maka konsumen juga akan membeli Kopi Susu Pagi.
10. Jika konsumen membeli Strawberry Tea maka konsumen juga akan membeli Air Mineral.
11. Jika konsumen membeli Kopi Susu Pagi dan Strawberry Tea maka konsumen juga akan membeli Air Mineral.
12. Jika konsumen membeli Air Mineral, Strawberry Tea maka konsumen juga akan membeli Kopi Susu Pagi.
13. Jika konsumen membeli Strawberry Tea maka konsumen juga akan membeli Kopi Susu Pagi dan Air Mineral.

Berikut hasil *rule* yang terbentuk pada percobaan 2 dengan nilai *minimum support* 2%, *minimum confidence* 30 %, dan memenuhi nilai *lift ratio* > 1:

1. Jika konsumen membeli French Fries maka konsumen juga akan membeli Kopi Susu Pagi.
2. Jika konsumen membeli Strawberry Tea maka konsumen juga akan membeli Kopi Susu Pagi.
3. Jika konsumen membeli Strawberry Tea maka konsumen juga akan membeli Air Mineral.

Dikarenakan pada *minimum support* 3 % tidak ada *rule* yang memiliki nilai *lift ratio* di atas 1 maka semua *rule* yang didapat pada percobaan 3 tidak bisa digunakan karena memiliki nilai korelasi yang negatif.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dari Implementasi Algoritma *FP-Growth* untuk mengetahui Pola pembelian produk secara bersamaan pada UMKM *Coffee Shop* yang sudah dilakukan yang dimulai dari tahap awal sampai dengan evaluasi dapat disimpulkan bahwa Algoritma *FP-Growth* berhasil diterapkan dengan Data Transaksi UMKM *Coffee Shop* sebanyak 1483 transaksi, sehingga telah diketahui pola pembelian produk secara bersamaan dari konsumen yang dapat membantu *owner UMKM* dalam mengambil keputusan bisnis. Dengan menerapkan algoritma *FP-Growth* pada transaksi dari bulan Januari 2021 sampai April 2021. Pada percobaan pertama dengan *minimum support* 1% berhasil terbentuk 24 *rules* dengan nilai *confidence* tertinggi yaitu 90 % dan *rules* yang memiliki nilai korelasi positif atau nilai *lift ratio* > 1 sebanyak 13 *rules* dengan *rule* yang miliki nilai *lift ratio* tertinggi 6,9 yaitu jika membeli strawberry tea maka konsumen juga membeli kopi susu pagi dan air mineral. Pada percobaan kedua dengan *minimum support* 2% berhasil terbentuk 6 *rules* dengan nilai *confidence* tertinggi yaitu 67% serta *rule* yang memiliki nilai korelasi positif sebanyak 3 *rules* dengan nilai *lift ratio* tertinggi 3,69 yaitu jika membeli strawberry tea maka konsumen juga membeli air mineral. Pada percobaan ketiga dengan *minimum support* 3 % berhasil terbentuk 2 *rules* dengan nilai *confidence* tertinggi 48% dan tidak ada *rule* yang memiliki nilai korelasi yang positif. Kecenderungan pola pembelian konsumen pada UMKM adalah jika membeli menu minuman maka akan membeli menu minuman lainnya.

UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih penulis ucapan kepada Institut Teknologi PLN yang telah mendanai penelitian ini melalui Program Hibah Penelitian, dan Pengabdian kepada Masyarakat 2022. Isi sepenuhnya menjadi tanggung jawab penulis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] “Sinergi BKPM dengan Kemenkop UKM Sebagai Langkah Nyata Pengembangan UMKM,” <https://www.investindonesia.go.id/>, 2022.
- [2] L. Henando, “Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Untuk Analisa Perbandingan DataPenjualan Leptop Berdasarkan Merk Yang Diminati Konsumen (Studi Kasus : Indocomputer Payakumbuh),” *J-Click*, vol. 6, no. 2, pp. 201–207, 2019.
- [3] S. G. Setyorini, Mustakim, J. Adhiva, and S. A. Putri, “Penerapan Algoritma FP-Growth dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen,” *Semin. Nas. Teknol. Informasi, Komun. danInd.*, pp. 180–186, 2020.
- [4] L. A. M. Fajar and R. Rismayati, “Rekomendasi Paket Menu Angkringan Waru Tanjung Bias Dengan Algoritma Frequent Pattern Growth Berbasis Web,” *JTIM J. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 3, no. 2, pp. 92–98, 2021, doi: 10.35746/jtim.v3i2.138.
- [5] Y. D. Lestari, “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Tree Dan Fp-GrowthPada Data Transaksi Penjualan Obat,” *Snastikom*, no. Snastikom, pp. 60–65, 2015.



- [6] A. Anggrawan, M. Mayadi, and C. Satria, "Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth," *MATRIX J. Manajemen, Tek.Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 21, no. 1, pp. 125–138, 2021, doi: 10.30812/matrik.v21i1.1260.
- [7] S. Juliandiny, P. Palupiningsih, H. Bedi Agtriadi, B. Prayitno and E. Putra, "Implementation of ECLAT Algorithm to Determine Product Purchasing Pattern at Coffee Shop," 2021 International Seminar on Machine Learning, Optimization, and Data Science (ISMODE), Jakarta, Indonesia, 2022, pp. 219-222, doi: 10.1109/ISMODE53584.2022.9742812.
- [8] Amrin Amrin, "Data Mining Dengan Algoritma Apriori untuk Penentuan Aturan Asosiasi Pola Pembelian Pupuk," *Paradigma*, vol. XIX, no. 1, pp. 74–79, 2017, doi: <https://doi.org/10.31294/p.v19i1.1836>.