

Analisis Pola Pemesanan Makanan Dan Minuman di Mulana Coffee Menggunakan Metode FP-Growth

Analysis Of Food and Beverage Ordering Patterns In Mulana Coffee Using FP-Growth

Novianda¹, Munawir², Ezha Ardevita³

^{1,2,3} Informatika, Universitas Samudra, Kota Langsa, Aceh

E-mail: ¹novianda_tif@unsam.ac.id, ²munawir@unsam.ac.id, ³ezhaardevita92@gmail.com

Abstrak

Di dunia bisnis makanan saat ini, terutama di *coffee shop* sekarang terdapat berbagai macam menu pilihan lainnya selain kopi, seperti teh dan sebagainya. Selain itu, terdapat makanan ringan sampai makanan berat yang dapat dipesan. Salah satu *coffee shop* yang tersedia makanan dan minuman adalah Mulana Coffee. Di *coffee shop* tersebut terdapat banyak menu, sehingga pelanggan terkadang bingung dan lama untuk memilih makanan dan minuman yang telah tersedia di daftar menu. Oleh sebab itu, maka dibutuhkan sebuah paket rekomendasi dari menu makanan dan minuman, agar bermanfaat untuk pelanggan yang baru pertama kali berkunjung ke *coffee shop* tersebut. Pada penelitian ini menggunakan metode FP-Growth. FP-Growth membangun FP-Tree, dan dilakukan dengan cara *database* harus dipindai dua kali di FP-Tree untuk menentukan *frequent itemset*. Data yang digunakan berupa data transaksi hasil penjualan *coffee shop* selama 3 bulan. Pada penelitian ini menggunakan RapidMiner dan Python sebagai pembandingan hasil yang didapatkan dengan hasil manual. Hasil *rules* yang didapati dengan menggunakan nilai *minimum support* sebesar 50% dan nilai *minimum confidence* sebesar 80% adalah 6028 *rules* hasil kombinasi antara 14 menu yang memenuhi syarat dengan kombinasi menu antara lemon tea dan sanger merupakan yang paling banyak dipesan oleh pelanggan.

Kata kunci: FP-Growth, Aturan Asosiasi, Transaksi, *Support*, *Minimum Confidence*

Abstract

In today's food business world, especially in coffee shops, there are various menu choices other than coffee, such as tea and et cetera. In addition, there are snacks to heavy meals that can be ordered. One of the coffee shops that provide food and beverage is Mulana Coffee. In coffee shop there are many menus, so customers are sometimes confused and take a long time to choose food and drinks. Therefore, a recommendation is needed from these menu, so that it is useful for customers who are visiting the coffee shop for the first time. In this study using FP-Growth method. FP-Growth builds FP-Tree, and is done by means of the database to scanned twice from the FP-Tree to determine the frequent itemset. The data used in this research are sales transaction data for 3 months. In this study using RapidMiner and Python as a comparison of the results obtained with manual results. The rules results obtained using a minimum support of 50% and a minimum confidence of 80% are 6028 rules resulting from a combination of items between 14 items that meet the requirements with the menu combination between lemon tea and sanger being the most ordered by customers.

Keywords: FP-Growth, Association Rule, Transactions, *Support*, *Minimum Confidence*

1. PENDAHULUAN

Pada saat ini, sektor industri makanan dan minuman seperti industri kuliner adalah salah satu sektor usaha yang mengalami pertumbuhan secara pesat. Industri makanan serta minuman menjadi salah satu sektor pabrik andalan dalam memberikan kontribusi yang besar terhadap pertumbuhan ekonomi nasional.

Menurut [1], Industri makanan dan minuman merupakan salah satu sektor penting yang menjadi penunjang kinerja industri pengolahan nonmigas. Pada triwulan 1 tahun 2022, industri makanan dan minuman menyumbang lebih dari sepertiga atau sebesar 37,77% dari PBD (Produk Domestik Bruto) dari industri pengolahan nonmigas.

Seiring dengan perkembangan teknologi informasi yang meningkat dengan terus memberikan kontribusi besar dalam pertumbuhan jumlah data yang terkumpul serta tersimpan pada sebuah *database*, membutuhkan sebuah metode yang dapat mengubah kumpulan data tersebut menjadi informasi yang berharga atau pengetahuan yang bermanfaat. Dalam hal berbisnis, tidak terkecuali termasuk dalam hal bisnis makanan tentunya pebisnis ingin mencari dan mendapatkan keuntungan yang menjadi tujuan dasar dari pembentukan unit bisnis tersebut, sehingga untuk memenuhi tujuan tersebut, maka diperlukan strategi yang dapat meningkatkan penjualan.

Di dalam dunia bisnis makanan saat ini, terutama di *coffee shop* sekarang terdapat berbagai macam menu pilihan lainnya selain kopi, seperti teh dan sebagainya. *Coffee shop* adalah restoran yang menyediakan berbagai varian menu kopi [2]. Pengertian lainnya adalah sebuah tempat yang menyediakan makanan beserta minuman dengan menjual kopi sebagai produk utama [3]. Selain itu, terdapat makanan-makanan ringan sampai makanan berat yang dapat dipesan. Salah satu *coffee shop* yang tersedia makanan dan minuman adalah *Mulana Coffee*. Pada *coffee shop* tersebut terdapat aneka menu makanan dan minuman, sehingga membuat pelanggan terkadang bingung dan lama untuk memilih makanan dan minuman yang telah tersedia di daftar menu. Oleh sebab itu, maka dibutuhkan sebuah paket rekomendasi dari menu makanan dan minuman, agar bermanfaat untuk pelanggan yang baru pertama kali berkunjung ke *coffee shop* tersebut.

Terdapat beberapa penelitian yang berkaitan untuk membantu dalam mengembangkan penelitian ini, salah satunya yaitu pada penelitian yang dilakukan oleh [4], yang membahas tentang penerapan metode FP-Growth dalam analisis data transaksi di Internet *Learning Café* Kaliurang. Penelitian ini dilakukan karena terdapat banyak pelanggan yang menanyakan jenis menu di setiap transaksi setiap saat. Hasil pada penelitian ini didapati bahwa *rules* antara *jasmine tea* dan *americano* memiliki nilai *confidence* tertinggi yaitu 79%.

Pada penelitian yang dilakukan oleh [5], membahas tentang rumah makan padang yang setiap hari tersisa berbagai lauk yang tidak laku. Untuk itu, pada penelitian ini dilakukan analisis pola pembelian pelanggan dalam memesan atau membeli lauk makanan sehingga pihak rumah makan tersebut dapat mengatur lauk yang akan disediakan untuk dijual. Pada penelitian ini menggunakan metode FP-Growth dengan hasil berupa pola pembeli yang membeli Ayam Bakar akan membeli Dendeng Lambok dengan angka *confidence* 50%.

Pada penelitian yang dilakukan oleh [6], yang membahas tentang penerapan metode Apriori pada pola pemilihan menu makanan di Rumah Makan Pondok Madukoro Bakso Mataram, Medan. Dari banyak menu makanan yang ditawarkan ke pelanggan di rumah makan tersebut, terdapat menu yang tidak laku, sehingga stok bahan makanan mengalami penumpukan. Untuk menangani permasalahan tersebut dibuat suatu sistem dengan mencari pola dari data menu yang ada dengan berdasarkan kecenderungan menu-menu yang muncul secara bersamaan pada suatu transaksi menggunakan metode Apriori. Hasil penelitian ini yaitu pasangan antara nasi goreng dan jus alpukat dengan nilai *support* berupa 32% dan nilai *confidence* 78%. Berdasarkan hal tersebut, maka penggunaan metode Apriori dapat berkerja dengan baik dalam menentukan nilai *frequent itemset* dan asosiasi *rules*.

Pada penelitian yang dilakukan oleh [7], yang membahas tentang penggunaan metode Apriori pada UcoK kopi. Permasalahan yang sering terjadi adalah tidak tersedianya menu pesanan konsumen yang tergolong laris. Tujuan dari penelitian ini yaitu menganalisa suatu strategi penjualan melalui proses pencarian asosiasi. Berdasarkan hasil tersebut dapat diperoleh jika membeli Susu Jahe maka 100% kemungkinan besar membeli Sosis, jika membeli Kopi Susu maka 88% kemungkinan besar membeli Nasi Ayam Penyet, jika membeli Sosis maka 75% kemungkinan besar membeli Kentang.

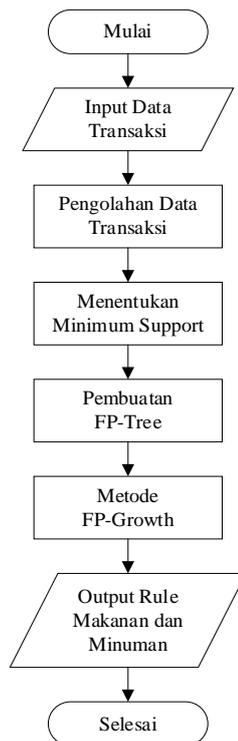
Pada penelitian yang dilakukan oleh [8], yang membahas tentang penerapan Algoritma

FP-Growth dalam menentukan rekomendasi paket makanan di Iga Sunan Giri Restoran Bakso. Tujuan dari penelitian ini adalah guna membantu pengelola restoran baik dalam mengembangkan maupun mempromosikan inovasi menu. Hasil pada penelitian ini adalah rekomendasi paket menu berhasil dibentuk dengan nilai pencarian *minimal support* 2 dan *minimum confidence* 75% dan menghasilkan menu paket campuran antara *Hot Lemon Tea* dengan Bakso Halus (6 buah).

Berdasarkan latar belakang dan penelitian-penelitian sebelumnya, pada penelitian ini menggunakan salah satu metode dari *data mining* yaitu FP-Growth. FP-Growth merupakan penyempurnaan dari algoritma apriori. FP-Growth membuat FP-Tree dari pola yang sering muncul serta dalam pembuatan FP-Tree hanya memerlukan satu pemindaian dari *database* besar pada langkah awal sehingga sehingga membuatnya lebih efektif daripada apriori. Metode FP-Growth akan digunakan pada data transaksi dari menu makanan serta minuman selama periode 3 bulan dari bulan September, Oktober dan November tahun 2022 dengan total menu penjualan sebanyak 55 menu untuk mengetahui pola kombinasi pasangan antar menu yang sering dipesan pelanggan berdasarkan histori transaksi terbaru sehingga dapat digunakan sebagai rekomendasi kepada pihak *coffee shop* dalam meningkatkan strategi penjualan.

2. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini menggunakan metode FP-Growth untuk proses analisis pola pembelian makanan dan minuman. Berikut ini adalah diagram alir dari proses keseluruhan dari analisa sistem yang telah dibuat.



Gambar 1 Diagram Alir Analisa Pola

Berikut ini penjelasan dari gambar diatas :

2.1 *Input Data Transaksi*

Pada tahapan awal ini, dimasukkan data berupa data transaksi penjualan dalam bentuk excel dan transaksi selama 3 bulan yaitu pada bulan September, Oktober dan November pada tahun 2022, yang dimana terdiri dari tanggal, daftar menu, jumlah, satuan, harga satuan dan total. Selain itu, digunakan data menu makanan dan minuman dari *Mulana Coffee* untuk mencocokkan data daftar menu dari data transaksi.

2.2 Pengolahan Data

Dari data transaksi sebelumnya yang telah dibuat menggunakan excel, selanjutnya akan diolah dan dihapus bagian yang tidak digunakan seperti jumlah, satuan dan harga, sehingga hanya akan digunakan tabel dengan kolom tanggal dan daftar menu saja. Data yang sudah diolah ini kemudian akan digunakan dalam program Python dan RapidMiner. Berikut ini akan digunakan 5 contoh transaksi yang hanya memiliki 5 menu.

Tabel 1 Data Transaksi

| Transaksi | Daftar Menu |
|-----------|--|
| T01 | Lemon Tea, Sanger, Indomie Goreng, Kentang Goreng |
| T02 | Lemon Tea, Sanger, Indomie Goreng, Kentang Goreng, Bakwan Jagung |
| T03 | Lemon Tea, Sanger, Indomie Goreng, Kentang Goreng |
| T04 | Lemon Tea, Sanger, Indomie Goreng, Bakwan Jagung |
| T05 | Lemon Tea, Sanger, Kentang Goreng, Bakwan Jagung |

Berdasarkan tabel diatas, setiap menu yang ada pada transaksi akan diberikan inisialisasi untuk mempermudah pengolahan masing-masing transaksi. Berikut ini adalah tabel pemberian inisialisasi setiap menu.

Tabel 2 Pemberian Inisialisasi Pada Data Transaksi

| Transaksi | Daftar Menu |
|-----------|---------------------|
| T01 | LT, SGR, IG, KG |
| T02 | LT, SGR, IG, KG, BJ |
| T03 | LT, SGR, IG, KG |
| T04 | LT, SGR, IG, BJ |
| T05 | LT, SGR, KG, BJ |

Pada tabel diatas, menu Lemon Tea akan diberikan inisialisasi LT, menu Sanger akan diberikan inisialisasi SGR, menu Indomie Goreng akan diberikan inisialisasi IG, menu Kentang Goreng akan diberikan inisialisasi KG dan menu Bakwan Jagung akan diberikan inisialisasi BJ.

Setelah diberikan inisialisasi pada setiap menu di data transaksi, hal berikutnya adalah menghitung nilai frekuensi dari setiap menu tersebut dan mengurutkan nilai yang terbesar ke terkecil. Berikut ini adalah tabel dari frekuensi setiap menu.

Tabel 3 Nilai Frekuensi Menu

| No. | Daftar Menu | Frekuensi |
|-----|-------------|-----------|
| 1 | LT | 5 |
| 2 | SGR | 5 |
| 3 | IG | 4 |
| 4 | KG | 4 |
| 5 | BJ | 3 |

2.3 Penentuan Minimum Support

Setelah dihitung nilai frekuensi dari setiap menu, hal berikutnya yang akan dilakukan adalah menghitung nilai *support*. *Support* adalah penyajian nilai kombinasi antar *item* yang ada dalam *database*, dimana jika mempunyai *item* bernilai A dan *item* bernilai B, maka nilai *support* adalah perbandingan nilai dari transaksi dalam *database* yang mengandung *item* A dan B [9]. Rumus untuk menghitung nilai *support* dari dua *item* tersebut adalah sebagai berikut:

$$Support(A, B) = \frac{Jumlah\ transaksi\ yang\ mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ transaksi} \quad (1)$$

Berikut ini adalah nilai *support* yang dihasilkan pada setiap menu.

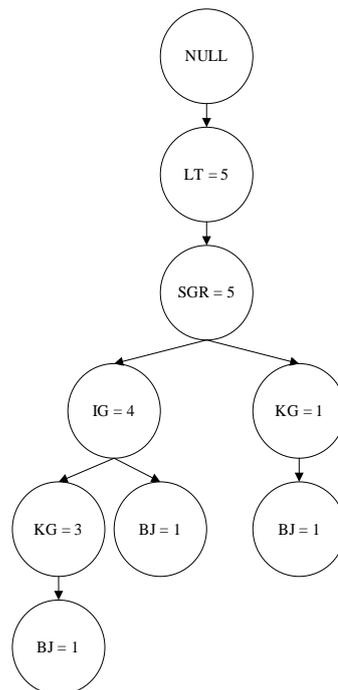
Tabel 4 Nilai *Support* Setiap Menu

| No. | Daftar Menu | Frekuensi | Support |
|-----|-------------|-----------|---------|
| 1 | LT | 5 | 1 |
| 2 | SGR | 5 | 1 |
| 3 | IG | 4 | 0,8 |
| 4 | KG | 4 | 0,8 |
| 5 | BJ | 3 | 0,6 |

Dari tabel diatas, selanjutnya diasumsikan nilai *minimum support* yang akan digunakan adalah 0.5 atau 50%. Penentuan nilai minimum support ini ditentukan berdasarkan karakteristik dataset asli. Dan menurut [10], sebagian besar penentuan nilai minimum support ditentukan sendiri oleh pengguna. Oleh sebab itu, nilai *minimum support* yang digunakan adalah 0.5 atau 50%. Berdasarkan nilai *minimum support* yang telah ditentukan tersebut, maka akan terdapat daftar menu yang akan dibuang atau tidak. Pada tabel diatas, tidak ada menu yang akan dibuang karena nilai *minimum support* dari setiap menu berada diatas nilai 0,5 atau 50%, sehingga tidak perlu dilakukan pemindaian atau penyusunan kembali data dari transaksi awal.

2.4 Pembuatan FP-Tree

Setelah mengetahui menu yang memenuhi syarat dari *minimum support*, berikutnya akan dilakukan pembuatan FP-Tree. Pembuatan FP-Tree dimulai dari pembuatan akar node (*root node*) dengan asumsi berupa *null*. Setelah itu, akan dilanjutkan dengan meletakkan data transaksi 1 sampai data transaksi 5 dibawah *null* tersebut. Berikut ini adalah hasil pembentukan FP-Tree dari kelima transaksi tersebut.



Gambar 2 FP-Tree

2.5 Penerapan Metode FP-Growth

Setelah FP-Tree terbentuk, langkah selanjutnya yaitu menerapkan atau penggunaan FP-Growth dilakukan untuk mendapatkan nilai *itemset* yang sering muncul. FP-Growth merupakan salah satu alternatif metode dari *data mining* yang digunakan dalam menentukan nilai himpunan data yang paling sering muncul dalam suatu kumpulan data [11]. Dalam menerapkan metode FP-Growth terdapat beberapa tahap yang akan dilakukan, yaitu tahap pembangkitan *conditional*

pattern base, dilanjutkan dengan tahap pembangkitan conditional FP-Tree dan tahap pencarian frequent itemset. Berikut ini adalah penjelasan metode FP-Growth yang akan dilakukan.

a. Tahap Pembangkitan Conditional Pattern Base

Conditional Pattern Base merupakan bagian dari database yang berisi antara pola lintasan awal dan pola lintasan akhiran. Setelah melakukan pembuatan FP-Tree, Tahap pembangkitan conditional pattern base dilakukan dengan menghitung menu mana saja yang mengarah ke node manapun yang ada pada FP-Tree. Berikut ini tabel hasil pembangkitan conditional pattern base dari menu yang ada di FP-Tree.

Tabel 5 Pembangkitan Conditional Pattern Base

| Menu | Conditional Pattern Base |
|------|--|
| BJ | {(LT,SGR,IG,KG : 1), (LT, SGR, IG : 1), (LT, SGR, KG : 1)} |
| KG | {(LT, SGR, IG :3), (LT, SGR : 1)} |
| IG | {(LT, SGR : 4)} |
| SGR | {LT : 5} |
| LT | {} |

Berdasarkan table diatas, setiap data menu yang telah terhubung dalam FP-Tree diurutkan ke dalam conditional pattern base. Pada menu LT memiliki conditional pattern base bernilai 0 (kosong) dikarenakan LT terhubung langsung terdapat akar (root) dari node FP-Tree.

b. Tahap Pembangkitan conditional FP-Tree

Pada tahap ini, nilai support dihitung dari setiap masing-masing kolom menu conditional pattern base yang ada pada tabel 5, lalu akan dibangkitkan dengan conditional FP-Tree. Pada conditional FP-Tree, support count dari setiap menu yang ada pada setiap conditional pattern base dijumlahkan, lalu setiap item yang memiliki jumlah support count lebih besar sama dengan minimum support akan dibuat pada conditional FP-Tree ini. Misalnya pada menu BJ, di conditional patter base, menu LT terdapat 3 kali muncul. Maka, pada conditional FP-Tree dari menu BJ untuk jumlah LT adalah 3, begitu juga untuk menu lainnya. Berikut ini tabel dari pembangkitan conditional FP-Tree.

Tabel 6 Pembangkitan Conditional FP-Tree

| Menu | Conditional Pattern Base | Conditional FP-Tree |
|------|--|---|
| BJ | {(LT,SGR,IG,KG : 1), (LT, SGR, IG : 1), (LT, SGR, KG : 1)} | {(LT :3), (SGR : 3), (IG : 2), (KG :2)} |
| KG | {(LT, SGR, IG :3), (LT, SGR : 1)} | {(LT : 4), (SGR : 4), (IG : 3)} |
| IG | {(LT, SGR : 4)} | {(LT : 4), (SGR : 4)} |
| SGR | {LT : 5} | {(LT : 5)} |

Pada tabel diatas, diasumsikan minimum jumlah total nilai dari setiap menu yang digunakan adalah ≥ 3 . Berdasarkan hal tersebut, pada tabel diatas terdapat menu yang memiliki nilai di bawah 3 akan dibuang. Berikut ini hasil dari penyusunan kembali data conditional FP-Tree yang memenuhi syarat.

Tabel 7 Penyusunan Ulang Data Conditional FP-Tree

| Menu | Conditional Pattern Base | Conditional FP-Tree |
|------|--|---------------------------------|
| BJ | {(LT,SGR,IG,KG : 1), (LT, SGR, IG : 1), (LT, SGR, KG : 1)} | {(LT :3), (SGR : 3)} |
| KG | {(LT, SGR, IG :3), (LT, SGR : 1)} | {(LT : 4), (SGR : 4), (IG : 3)} |
| IG | {(LT, SGR : 4)} | {(LT : 4), (SGR : 4)} |
| SGR | {LT : 5} | {(LT : 5)} |

c. Tahap Pencarian Frequent Itemset

Setelah dihapus dan disusun data *conditional* FP-Tree tersebut, maka dilanjutkan pencarian *frequent itemset* dengan memasangkan atau mencocokkan menu dari *conditional* FP-Tree yang sesuai pada setiap kolom menu untuk menghasilkan asosiasi *rule*. Misalnya, pada menu BJ, di kolom *conditional* FP-Tree terdapat LT berjumlah 3 dan SGR berjumlah 3, maka untuk mencari *frequent itemset* adalah memasangkan kombinasi antara menu BJ dengan masing-masing *conditional* FP-Tree. Sehingga hasilnya adalah LT dan BJ berjumlah 3, SGR dan BJ berjumlah 3 dan LT, SGR dan BJ berjumlah 3. Berikut ini adalah contoh hasil *frequent itemset* dari tabel 7 sebelumnya.

Tabel 8 Hasil Frequent Itemset

| Menu | Conditional Pattern Base | Conditional FP-Tree | Frequent Itemset |
|------|--|---------------------------------------|--|
| BJ | {(LT,SGR,IG,KG : 1), (LT, SGR, IG : 1), (LT, SGR, KG : 1)} | {(LT : 3), (SGR : 3)} | {(LT, BJ : 3), (SGR, BJ : 3), (LT, SGR, BJ : 3)} |
| KG | {(LT, SGR, IG : 3), (LT, SGR : 1)} | {(LT : 4), (SGR : 4), (IG : 3)} | {(LT, KG : 4), (SGR, KG : 4), (IG, KG : 3), (LT, SGR, KG : 4), (LT, IG, KG : 3), (SGR, IG, KG : 3), (LT, SGR, IG, KG : 3)} |
| IG | {(LT, SGR : 4)} | {(LT : 4), (SGR : 4)} | {(LT, IG : 4), (SGR, IG : 4), (LT, SGR, IG : 4)} |
| SGR | {LT : 5} | {(LT : 5)} | {(LT, SGR : 5)} |

2.6 Output Rule

Tahap terakhir yaitu dilakukan pengambilan keputusan pada hasil analisa yang didapatkan dari proses sebelumnya. Dari tabel diatas, dilanjutkan dengan proses menentukan nilai asosiasi *rules* dari *itemset* dan frekuensi yang telah didapatkan dengan menentukan terlebih dahulu nilai kepercayaan (*confidence*). Pada penelitian ini nilai *minimum confidence* yang telah ditetapkan adalah 0.8 (80%). Sama seperti *minimum support*, nilai *minimum confidence* ditentukan sendiri oleh pengguna [10]. Berdasarkan nilai *confidence* tersebut, maka akan menghasilkan *rule* terbaik, sehingga akan dijadikan pengambilan keputusan berupa menu makanan dan minuman yang paling laris sebagai referensi pihak *coffee shop*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah menghitung *frequent itemset* yang memiliki *support* ≥ 0.5 , tahap selanjutnya adalah menentukan asosiasi *rules* dari *itemset* dan frekuensi yang telah ditentukan. Pada tahapan ini dihasilkan *rule* sesuai dengan nilai *confidence* yang ditetapkan. Pada penelitian ini nilai *minimum confidence* yang digunakan yaitu 0.8 (80%). Nilai *confidence* pada metode FP-Growth merupakan nilai kecenderungan suatu *item* dengan *item* lainnya yang akan dibeli oleh pelanggan secara bersamaan. Dari nilai *confidence* tersebut diharapkan dapat menghasilkan pasangan *rules* yang terbaik.

Berdasarkan penetapan nilai *minimum confidence* sebelumnya, maka didapati *rules* sebanyak 6028. Tetapi, karena terlalu banyak *rules* yang terbentuk, maka diambil 10 *rules* dari 2-*itemset* dan 3-*itemset*. Berikut ini adalah tabel contoh 10 hasil *rules* yang didapat yang memenuhi *minimum confidence* yang sebelumnya telah ditentukan.

Tabel 9 Hasil Rules

| No | Menu | Menu | Confidence | Support |
|----|-----------|----------------|------------|---------|
| 1 | Lemon Tea | Sanger | 0.988 | 0.978 |
| 2 | Sanger | Lemon Tea | 0.988 | 0.978 |
| 3 | Lemon Tea | Indomie Goreng | 0.977 | 0.967 |
| 4 | Sanger | Indomie Goreng | 0.977 | 0.967 |

| | | | | |
|----|----------------|---------------------------|-------|-------|
| 5 | Indomie Goreng | Lemon Tea | 0.988 | 0.967 |
| 6 | Indomie Goreng | Sanger | 0.988 | 0.967 |
| 7 | Lemon Tea | Kentang Goreng | 0.966 | 0.956 |
| 8 | Sanger | Kentang Goreng | 0.966 | 0.956 |
| 9 | Lemon Tea | Sanger, Indomie Goreng | 0.966 | 0.956 |
| 10 | Sanger | Lemon Tea, Indomie Goreng | 0.966 | 0.956 |

Dari tabel diatas, untuk menghitung nilai confidence dari setiap *rules* yang terbentuk adalah dengan menggunakan rumus sebagai berikut.

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{Jumlah\ item\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \quad (2)$$

Diketahui :

- Jumlah transaksi yang memiliki pasangan lemon tea dan sanger adalah 89 transaksi
- Jumlah frekuensi dari menu lemon tea adalah 90

Maka :

- $Confidence(Lemon\ Tea \rightarrow Sanger) = \frac{89}{90}$
- $Confidence(Lemon\ Tea \rightarrow Sanger) = 0,988$

Contoh 2.

Diketahui :

- Jumlah transaksi yang memiliki pasangan lemon tea dan indomie goreng adalah 88 transaksi
- Jumlah frekuensi dari menu lemon tea adalah 90

Maka :

- $Confidence(Lemon\ Tea \rightarrow Indomie\ Goreng) = \frac{88}{90}$
- $Confidence(Lemon\ Tea \rightarrow Indomie\ Goreng) = 0,977$

Contoh 3.

Diketahui :

- Jumlah transaksi yang memiliki pasangan sanger, lemon tea dan indomie goreng adalah 87 transaksi
- Jumlah frekuensi dari menu sanger adalah 90

Maka :

- $Confidence(Sanger \rightarrow Lemon\ Tea \rightarrow Indomie\ Goreng) = \frac{87}{90}$
- $Confidence(Sanger \rightarrow Lemon\ Tea \rightarrow Indomie\ Goreng) = 0,966$

Berdasarkan contoh hasil perhitungan diatas dan dari tabel 9, maka pola *rules* yang didapati adalah:

1. *Rule 1*, jika pelanggan memesan lemon tea, maka pelanggan juga akan memesan sanger dengan *confidence* mencapai 98,8% nilai *support* berupa 97,8% dari data keseluruhan.
2. *Rule 2*, jika pelanggan memesan sanger, maka pelanggan juga akan memesan lemon tea dengan *confidence* mencapai 98,8% nilai *support* berupa 97,8% dari data keseluruhan.
3. *Rule 3*, jika pelanggan memesan lemon tea, maka pelanggan juga akan memesan indomie goreng dengan *confidence* mencapai 97,7% nilai *support* berupa 96,7% dari data keseluruhan.
4. *Rule 4*, jika pelanggan memesan sanger, maka pelanggan juga akan memesan indomie goreng dengan *confidence* mencapai 97,7% nilai *support* berupa 96,7% dari data keseluruhan.
5. *Rule 5*, jika pelanggan memesan indomie goreng, maka pelanggan juga akan memesan lemon

- tea dengan *confidence* mencapai 98,8% nilai *support* berupa 97,8% dari data keseluruhan.
6. *Rule 6*, jika pelanggan memesan indomie goreng, maka pelanggan juga akan memesan sanger dengan *confidence* mencapai 98,8% nilai *support* berupa 97,8% dari data keseluruhan.
 7. *Rule 7*, jika pelanggan memesan lemon tea, maka pelanggan juga akan memesan kentang goreng dengan *confidence* mencapai 96,6% nilai *support* berupa 95,6% dari data keseluruhan.
 8. *Rule 8*, jika pelanggan memesan sanger, maka pelanggan juga akan memesan kentang goreng dengan *confidence* mencapai 96,6% nilai *support* berupa 95,6% dari data keseluruhan.
 9. *Rule 9*, jika pelanggan memesan lemon tea, maka pelanggan juga akan memesan sanger dan indomie goreng dengan *confidence* mencapai 96,6% nilai *support* berupa 95,6% dari data keseluruhan.
 10. *Rule 10*, jika pelanggan memesan sanger, maka pelanggan juga akan memesan lemon tea dan indomie goreng dengan *confidence* mencapai 96,6% nilai *support* berupa 95,6% dari data keseluruhan.

3.1 Penerapan metode FP-Growth Pada Python

Penerapan metode FP-Growth dengan menggunakan Python untuk mengetahui apakah hasil yang dilakukan sebelumnya sama atau tidak. Berikut ini adalah rule yang dihasilkan menggunakan Python.

Berdasarkan tabel diatas, maka didapatkan sebanyak 6028 *rules* dengan nilai *confidence* setiap *rules* berada di atas 0.8 atau 80%.

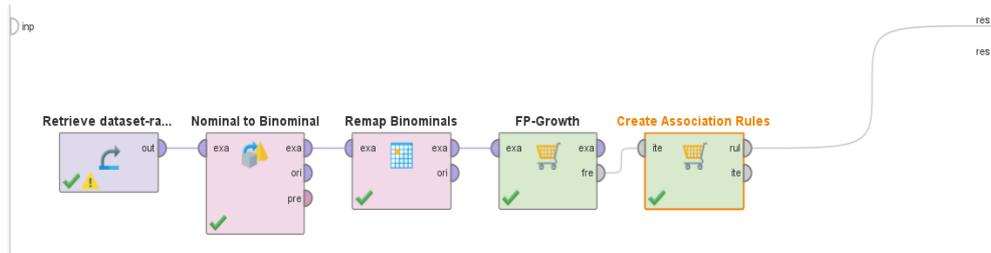
| | antecedents | consequents | antecedent support | consequent support | support | confidence |
|------|---|--|--------------------|--------------------|----------|------------|
| 0 | (Lemon Tea) | (Sanger) | 0.989011 | 0.989011 | 0.978022 | 0.988889 |
| 1 | (Sanger) | (Lemon Tea) | 0.989011 | 0.989011 | 0.978022 | 0.988889 |
| 2 | (Indomie Goreng) | (Lemon Tea) | 0.978022 | 0.989011 | 0.967033 | 0.988764 |
| 3 | (Lemon Tea) | (Indomie Goreng) | 0.989011 | 0.978022 | 0.967033 | 0.977778 |
| 4 | (Indomie Goreng) | (Sanger) | 0.978022 | 0.989011 | 0.967033 | 0.988764 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 6023 | (Lemon Tea, Bakwan Jagung, Dimsum Ayam) | (Indomie Goreng) | 0.505495 | 0.978022 | 0.505495 | 1.000000 |
| 6024 | (Indomie Goreng, Dimsum Ayam) | (Lemon Tea, Bakwan Jagung) | 0.549451 | 0.945055 | 0.505495 | 0.920000 |
| 6025 | (Lemon Tea, Dimsum Ayam) | (Indomie Goreng, Bakwan Jagung) | 0.549451 | 0.934066 | 0.505495 | 0.920000 |
| 6026 | (Bakwan Jagung, Dimsum Ayam) | (Indomie Goreng, Lemon Tea) | 0.505495 | 0.967033 | 0.505495 | 1.000000 |
| 6027 | (Dimsum Ayam) | (Indomie Goreng, Lemon Tea, Bakwan Jagung) | 0.549451 | 0.923077 | 0.505495 | 0.920000 |

6028 rows × 9 columns

Gambar 3 Asosiasi Rule Menggunakan Python

3.2 Penerapan Metode FP-Growth Pada Aplikasi RapidMiner

Aplikasi RapidMiner merupakan aplikasi perangkat lunak *open source*. RapidMiner merupakan suatu aplikasi sebagai solusi dalam menganalisis *data mining*, *text mining*, dan analitik prediktif data. RapidMiner menggunakan berbagai teknik deskriptif dan prediktif dalam memberikan wawasan kepada *users* dalam membantu mereka membuat keputusan terbaik [12]. Pada penelitian ini, penerapan metode FP-Growth pada aplikasi RapidMiner dilakukan dengan membuat terlebih dahulu desain dari operator yang disediakan oleh aplikasi RapidMiner.



Gambar 4 Desain RapidMiner

Pada gambar diatas, terdapat *dataset*, metode FP-Growth dan aturan asosiasi yang akan digunakan untuk menentukan *rule* dari data transaksi. Proses menentukan *association rules* pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel 11. Pada tabel tersebut dihasilkan aturan-aturan dengan menggunakan nilai *confidence* yang sudah ditetapkan yaitu 0.8 (80%). Berikut ini adalah aturan-aturan pola yang dihasilkan dengan menggunakan aplikasi RapidMiner.

| No. | Premises | Conclusion | Support ↓ | Confidence |
|------|----------------|---------------------------|-----------|------------|
| 5311 | Lemon Tea | Sanger | 0.978 | 0.989 |
| 5312 | Sanger | Lemon Tea | 0.978 | 0.989 |
| 3861 | Lemon Tea | Indomie Goreng | 0.967 | 0.978 |
| 3862 | Sanger | Indomie Goreng | 0.967 | 0.978 |
| 5309 | Indomie Goreng | Lemon Tea | 0.967 | 0.989 |
| 5310 | Indomie Goreng | Sanger | 0.967 | 0.989 |
| 3368 | Lemon Tea | Kentang Goreng | 0.956 | 0.967 |
| 3369 | Sanger | Kentang Goreng | 0.956 | 0.967 |
| 3370 | Lemon Tea | Sanger, Indomie Goreng | 0.956 | 0.967 |
| 3371 | Sanger | Lemon Tea, Indomie Goreng | 0.956 | 0.967 |

Gambar 5 Hasil *Rules* Menggunakan RapidMiner

Berdasarkan tabel diatas, maka hasil *rules* yang didapati sama dengan *rules* yang dicari dan dihasilkan baik itu secara manual maupun menggunakan Python dan RapidMiner.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Adapun kesimpulan pada penelitian ini adalah :

1. Metode FP-Growth dapat menganalisis data transaksi penjualan makanan dan minuman pada Mulana *Coffee* dengan menemukan asosiasi antar *item*.
2. Semakin tinggi nilai *minimum support* yang digunakan, maka semakin sedikit hasil nilai asosiasi *item* yang ditemukan, begitu juga sebaliknya, jika nilai *minimum support* yang digunakan lebih kecil nilainya, maka semakin banyak hasil asosiasi *rule* dari *item* yang dihasilkan.
3. Pada data transaksi selama 3 bulan, dengan *minimum support* yang digunakan adalah sebesar 0.5 atau 50% dan nilai *minimum confidence* sebesar 0.8 atau 80%, maka didapati hasil *rules* sebanyak 6028.
4. Pada penelitian, *rules* untuk 2-itemset dengan yang memiliki *confidence* tertinggi adalah pelanggan yang memesan lemon tea dan sanger memiliki *confidence* mencapai 98,8% nilai *support* berupa 97,8% dari data keseluruhan.
5. Pada penelitian, *rules* untuk 3-itemset dengan memiliki *confidence* tertinggi adalah pelanggan memesan lemon tea, sanger dan indomie goreng memiliki *confidence* yaitu 96,6% nilai *support* berupa 95,6% dari data keseluruhan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kementerian Perindustrian, “Kontribusi Industri Makanan dan Minuman Tembus 37,77 Persen,” *Kemenperin.go.id*, Jul. 05, 2022. <https://www.kemenperin.go.id/artikel/23393/Kontribusi-Industri-Makanan-dan-Minuman-Tembus-37,77-Persen> (accessed Oct. 16, 2022).
- [2] Nasri, “Pengertian Coffee Shop,” *Pengertian Coffee Shop*, 2020. <https://www.pengertianesia.my.id/pengertian-coffee-shop/> (accessed Oct. 17, 2022).
- [3] Pinhome, “Coffee Shop,” *Pinhome*, 2022. https://www.pinhome.id/kamus-istilah-properti/coffee-shop/#Apa_Itu_Coffee_Shop (accessed Oct. 17, 2022).
- [4] K. T. Wijaya and I. Pratama, “Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Analisis Data Transaksi Penjualan di Internet Learning Cafe Kaliurang,” *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi*, vol. 5, no. 4, pp. 642–651, 2022.
- [5] D. E. Putri and E. P. W. Mandala, “Implementasi Algoritma FP-Growth Untuk Menemukan Pola Frekuensi Pembelian Lauk Pada Rumah Makan Takana Juo,” *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 5, no. 1, p. 242, Jan. 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2643.
- [6] A. Pratiwi, A. Manaor Hara Pardede, and B. Serasi Ginting, “Analisis Pola Pemilihan Menu Makanan Pada Rumah Makan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Pondok Madukoro Bakso Mataram Medan),” *Jurnal Informatika Kaputama (JIK)*, vol. 6, no. 3, pp. 989–997, 2022.
- [7] D. M. Sinaga, W. H. Sirait, and A. P. Windarto, “Analisis Algoritma Apriori Dalam Menentukan Pola Pemesanan Konsumen Pada Ucokopi,” *Journal of Informatics Management and Information Technology*, vol. 1, no. 2, pp. 68–73, 2021, doi: 10.47065/jimat.v1i2.105.
- [8] V. Munfarijah, D. Lucia, and C. Pardede, “Implementation of FP-Growth Algorithm in Determining Food Package Recommendation in Sunan Giri Ribs Meatball Restaurant,” *Int J Comput Appl*, vol. 176, no. 24, pp. 15–20, 2020, doi: 10.5120/ijca2020920225.
- [9] A. J. P. Sibarani, “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat,” *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.195.
- [10] E. Hikmawati, N. U. Maulidevi, and K. Surendro, “Minimum Threshold Determination Method based on Dataset Characteristics in Association Rule Mining,” *J Big Data*, vol. 8, no. 146, Dec. 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00538-3.
- [11] A. Maulana and A. A. Fajrin, “Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Spare Part Motor,” *Klik - Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 1, p. 27, 2018, doi: 10.20527/klik.v5i1.100.
- [12] Fahmi, “RapidMiner, Definisi dan Fitur-Fitur, dan Tutorialnya,” *IDMETAFORA*, Oct. 19, 2022. <https://idmetafora.com/news/read/2061/RapidMiner-Definisi-dan-Fitur-Fitur-dan-Tutorialnya.html> (accessed Jan. 27, 2023).