

Penerapan Algoritma Apriori untuk Mencari Pola Transaksi Penjualan Berbasis Web pada Cafe Sakuyan Side

T Kurniana^{*1}, A Lestari², E D Oktaviyani³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Palangka Raya

E-mail: kurniana.tina@gmail.com¹, ariesta@it.upr.ac.id², enny@it.upr.ac.id³

Abstrak. Dalam menjalankan usaha bisnis kafe diperlukan suatu strategi penjualan agar dapat menarik pelanggan. Strategi penjualan yang dapat dilakukan antara lain membuat paket menu dan *cross-selling* (menawarkan produk tambahan atau pelengkap kepada pelanggan). Sakuyan Side merupakan salah satu kafe yang ada di Kota Palangka Raya, Kalimantan Tengah memiliki data transaksi penjualan yang cukup banyak setiap harinya, namun sayangnya hanya dimanfaatkan sebagai laporan keuangan. Padahal dengan menggunakan *data mining* algoritma apriori, data transaksi penjualan tersebut dapat dianalisis dan diolah untuk mendapatkan suatu pola penjualan berdasarkan menu transaksi penjualan. Dari hasil pola penjualan ini dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam menyusun strategi penjualan yakni rekomendasi pembuatan paket menu dan rekomendasi penawaran produk tambahan atau biasa disebut sebagai *cross-selling*. Hasil pengujian aturan asosiasi menggunakan *lift ratio* pada bulan Maret sampai September 2022 dengan minimum *support* 2% dan minimum *confidence* 5% berdasarkan menu transaksi didapatkan sebanyak 158 aturan asosiasi yang valid (kuat). Dari hasil aturan asosiasi yang valid (kuat) tersebut dapat digunakan pihak manajemen kafe sebagai bahan pertimbangan dalam menyusun strategi penjualan.

Kata kunci: pola penjualan; *data mining*; apriori; *lift ratio*

Abstract. In running a cafe business, a sales strategy is needed in order to attract customers. Sales strategies that can be carried out include making menu packages and *cross-selling* (offering additional or complementary products to customers). Sakuyan Side is one of the cafes in Palangka Raya City, Central Kalimantan, which has quite a lot of sales transaction data every day, but unfortunately, it is only used as a financial report. In fact, by using the Apriori data mining algorithm, the sales transaction data can be analyzed and processed to obtain a sales pattern based on the sales transaction menu. From the results of this sales pattern, it can be used as material for consideration in developing a sales strategy, namely recommendations for making menu packages and recommendations for additional product offerings or commonly referred to as *cross-selling*. The results of testing the association rules using a *lift ratio* from March to September 2022 with a minimum *support* of 2% and a minimum *confidence* of 5% were 158 valid (strong) association rules. From the results of valid (strong) association rules, the cafe management can use it as a consideration in developing a sales strategy.

Keywords: sales pattern; *data mining*; apriori; *lift ratio*

1. Pendahuluan

Bisnis usaha *food and beverage*, salah satunya kafe, memerlukan suatu strategi penjualan agar dapat menarik pelanggan dan mempertahankan usahanya. Beberapa contoh strategi penjualan yang dapat dilakukan adalah membuat paket menu dan *cross-selling*. *Cross-selling* adalah seni menarik pelanggan dengan barang/jasa yang terkait dengan apa yang akan/sudah dibeli oleh pelanggan [1]. Pembuatan beberapa strategi penjualan ini dapat dipertimbangkan berdasarkan pola data transaksi penjualan yang ada.

Sakuyan Side merupakan salah satu kafe yang ada di Kota Palangka Raya, Kalimantan Tengah yang memiliki konsep *cabin woods*. Selama ini pada Cafe Sakuyan Side, data transaksi penjualan hanya dimanfaatkan sebagai pembuatan laporan keuangan. *Data mining* merupakan satu metode yang bisa digunakan untuk mengolah dan menganalisis data transaksi keuangan tersebut. Dengan menggunakan *data mining* metode *association rule*, data yang tersimpan kemudian dapat diolah sehingga didapatkan sebuah informasi baru yang berupa pola penjualan [2]. Hasil informasi pola penjualan ini dapat digunakan pihak kafe untuk mengetahui kombinasi menu makanan dan minuman yang terjual sehingga dapat menjadi bahan pertimbangan dalam menyusun strategi penjualan seperti untuk rekomendasi paket menu dan *cross-selling*.

Penelitian sebelumnya mengenai pencarian pola data transaksi penjualan sudah pernah dilakukan, diantaranya seperti penelitian [3] yang berjudul “Penerapan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Pola Pembelian Konsumen Di Kafe Hidden Toast And Float”, kemudian penelitian [4] yang berjudul “Implementasi Metode *Market Basket Analysis* (MBA) Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Transaksi Penjualan (Studi Kasus: Kafe Ruang Temu)”, lalu penelitian [5] yang berjudul “Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menemukan Aturan Asosiasi Dalam Transaksi Penjualan Di Kafe” dan penelitian [6] yang berjudul “Analisis Pola Penjualan Produk Makanan dan Minuman Menggunakan Algoritma Apriori”. Keempat penelitian tersebut memiliki tujuan yang sama yakni untuk membentuk kombinasi menu makanan dan minuman menggunakan teknik *market basket analysis* algoritma apriori dengan cara mengolah data transaksi penjualan produk, sehingga hasil kombinasi produk makanan dan minuman tersebut dapat dijadikan sebagai bahan pertimbangan dalam membuat kebijakan dan strategi bisnis. Hasil dari keempat penelitian tersebut adalah penelitian berhasil mendapatkan pola menu yang sering dibeli oleh pelanggan secara bersamaan menggunakan algoritma apriori.

Oleh karena itu, pada penelitian ini akan menerapkan algoritma apriori untuk mencari pola transaksi penjualan berdasarkan menu yang dibeli pelanggan. Penerapan algoritma apriori membantu dalam membentuk kandidat kombinasi *item*, kemudian dilakukan pengecekan apakah kombinasi tersebut memenuhi parameter *support* dan *confidence* minimum yang merupakan nilai ambang yang diberikan oleh pengguna [7]. Diharapkan dengan adanya sistem ini dapat membantu pihak kafe dalam menyusun strategi penjualan berdasarkan pola transaksi penjualan yang didapatkan.

2. Metode

2.1. Pengumpulan data

Dalam penelitian ini sumber data yang digunakan untuk membangun model adalah data sekunder, yaitu data transaksi penjualan pada Cafe Sakuyan Side yang telah dikumpulkan sebelumnya oleh pihak Cafe Sakuyan Side dari bulan Maret 2022 sampai September 2022 sebanyak 6.105 data. Jenis data yang digunakan adalah data kuantitatif berupa data yang dapat dihitung. Beberapa metode pengumpulan data lainnya yang digunakan dalam penelitian ini adalah studi pustaka, wawancara dan observasi.

2.2. Metodologi perangkat lunak

Metodologi pengembangan perangkat lunak yang digunakan dalam merancang dan membangun *website* ini adalah metode *Waterfall* menurut Ian Sommerville, 2011 yang terdiri dari *Requirement Definition*, *System and Software Design*, *Implementation and Unit Testing* serta *Integration and System Testing*.

2.3. Pengolahan data

Metode pengolahan data yang dilakukan mengikuti pengolahan data *mining* pendekatan *Knowledge Discovery in Database (KDD)*. Menurut Fayyad, Shapiro, dan Smyth (1996), *data mining* adalah salah satu tahapan di dalam proses KDD yang terdiri dari aplikasi analisis data dan algoritma pencarian yang menghasilkan suatu pola tertentu dari data [8]. Berikut merupakan tahapan - tahapan *Knowledge Discovery in Database (KDD)* yang dilakukan pada penelitian ini.

2.3.1. Selection.

Pada tahap *selection* dilakukan pemilihan data mentah yang berasal dari data transaksi penjualan bulan Maret sampai September tahun 2022 sebanyak 6.105 data pada Cafe Sakuyan Side. Data tersebut merupakan data dalam bentuk *file .xlsx* yang didapatkan dari sistem kasir yang sudah berjalan di Cafe Sakuyan Side. Gambar 1 merupakan contoh data transaksi pada Cafe Sakuyan Side.

No Nota	Waktu Order	Waktu Bayar	Outlet	Order	Kasir	Produk	Jenis Order	Penjualan (Rp.)	Tagihan (Rp.)	Metode Pembayaran
IVO304BE000A	2022-03-04 15:23:20	2022-03-04 15:24:46	Sakuyan Side	Bill	Bill	Lychee Tea, Matcha Latte, Lemu Lainnya	Rp	152.000,00		Cash
IVO304BE000B	2022-03-04 15:53:05	2022-03-04 15:53:25	Sakuyan Side	Bill	Bill	Red Velvet Latte, Rivers Flow Lainnya	Rp	48.000,00		Cash
IVO304BE000C	2022-03-04 16:01:56	2022-03-04 16:03:40	Sakuyan Side	Bill	Bill	Matcha Latte, Red Velvet Latte, Lainnya	Rp	217.000,00		Cash
IVO304BE000D	2022-03-04 16:11:19	2022-03-04 16:12:43	Sakuyan Side	Yogi Giovanni	Yogi Giovanni	Alla Turca, Wedding March, Fui Lainnya	Rp	71.000,00		Cash
IVO304BE000E	2022-03-04 16:22:18	2022-03-04 16:23:40	Sakuyan Side	Yogi Giovanni	Yogi Giovanni	Choco Latte, Vanilla Cookies Lainnya	Rp	50.000,00		Cash

Gambar 1. Contoh data transaksi penjualan pada Cafe Sakuyan Side.

Dari seluruh atribut tersebut hanya akan dipilih atribut no nota, produk dan waktu order untuk digunakan untuk tahap selanjutnya.

2.3.2. Preprocessing.

Tahap *preprocessing* meliputi proses integrasi data yang dilakukan dengan menggabungkan data tabel transaksi penjualan. Selanjutnya, dilakukan pembersihan (*cleaning*) data untuk menghasilkan *dataset* yang bersih dari *missing value* dan *redundant*.

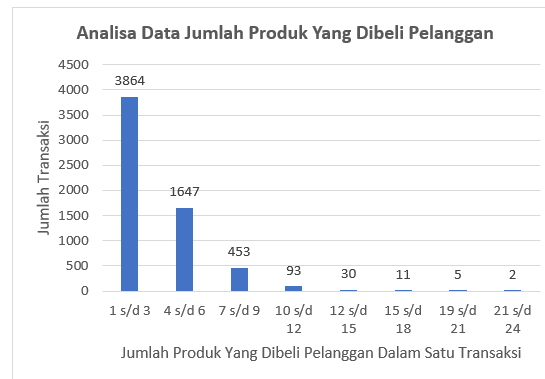
2.3.3. Transformation.

Pada tahap *transformation* dilakukan proses transformasi data sehingga data dapat digunakan oleh algoritma apriori. Dalam penelitian ini, tidak ada proses *transformation* yang dilakukan karena data sudah sesuai dengan apa yang dibutuhkan oleh algoritma apriori.

2.3.4. Data mining.

Pada tahap data *mining* ini, data yang sudah siap diolah akan dilakukan proses pemodelan data *mining* yaitu proses pencarian pola transaksi penjualan menggunakan algoritma apriori pada sistem *website* yang dibangun.

Sebelum masuk ke tahap data *mining (modelling)*, dilakukan analisis data dari bulan Maret sampai September 2022 untuk mengetahui jumlah produk yang dibeli pelanggan setiap transaksi. Hasil analisis ini dapat digunakan untuk menentukan batas *itemsets* dalam proses data *mining (modelling)*. *Itemsets* adalah himpunan *item - item* yang berada di dalam himpunan yang diolah oleh sistem [9]. Gambar 2 merupakan hasil analisis jumlah produk yang dibeli pelanggan setiap transaksi yang disajikan dalam bentuk histogram.



Gambar 2. Histogram analisis data.

Berdasarkan histogram di atas, didapatkan bahwa setiap transaksi yang dilakukan pelanggan memiliki jumlah pembelian produk berbeda-beda. Oleh karena itu, dalam proses data *mining* (*modelling*) ini, *itemsets* yang akan digunakan tidak memiliki batasan. Pembentukan kombinasi *itemsets* dapat berhenti kapan saja. Aturan berhentinya pembentukan kombinasi adalah jika tidak ada nilai kombinasi *itemsets* yang memenuhi minimum *support* atau tidak dapat dikombinasikan dengan kombinasi *itemsets* yang lain. *Support* adalah suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar dominasi suatu *item* atau *itemsets* dari keseluruhan transaksi [10]. Sedangkan *confidence* adalah nilai kepastian yaitu kuatnya hubungan antar *item* dalam sebuah apriori yang bisa dicari setelah pola frekuensi munculnya sebuah *item* ditemukan [11].

Setelah dilakukan analisis data, maka dilanjutkan dengan pembuatan model data *mining*. Sebagai contoh, dilakukan proses perhitungan manual pencarian pola transaksi penjualan menggunakan algoritma apriori dengan ketentuan nilai minimum *support* 25% dan minimum *confidence* 50% dengan menggunakan data *sample* yang diambil dari data transaksi penjualan pada Cafe Sakuyan Side bulan Maret 2022 sebanyak 7 baris data yang sudah dilakukan proses *selection* dan *preprocessing*. Tabel 1 di bawah ini menunjukkan sampel data dari penjualan Cafe Sakuyan Side.

Tabel 1. Data *sample*.

No.	No Nota	Tanggal Transaksi	Produk
1.	IV0304BE000A	04-03-2022	Lychee Tea, Matcha Latte, Lemon Tea, Mix Platter
2.	IV0304BE000B	04-03-2022	Red Velvet Latte, Rivers Flow
3.	IV0304BE000C	04-03-2022	Matcha Latte, Red Velvet Latte, Chicken Black Pepper, Air Mineral, French Fries
4.	IV0304BE000D	04-03-2022	Alla Turca, Wedding March, Fur Elise
5.	IV0304BE000E	04-03-2022	Choco Latte, Vanilla Cookies
6.	IV0304BE000F	04-03-2022	Vanilla Cookies, Wedding March
7.	IV0304BE000G	04-03-2022	Matcha Latte, Carbonara, Mix Platter

Tahapan awal yang dilakukan pada algoritma apriori adalah pembentukan *itemsets* dari 1-*itemsets* hingga tidak ada nilai kombinasi *itemsets* yang memenuhi minimum *support* atau tidak dapat dikombinasikan dengan kombinasi *itemsets* yang lain. Berikut contoh perhitungan nilai *support* untuk 1-*itemsets*:

$$Support (A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A}}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \quad (1)$$

$$\begin{aligned} Support (Lychee Tea) &= \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung Lychee Tea}}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \\ &= \frac{3}{15} \times 100\% \\ &= 20\% \end{aligned}$$

Tabel 2 berikut merupakan 1-*itemset* yang memenuhi nilai minimum *support* 25%.

Tabel 2. 1-*itemsets* yang memenuhi minimum *support*.

No.	1-Itemsets	Frekuensi	Support
1.	Matcha Latte	3	42,857142857143%
2.	Mix Platter	2	28,571428571429%
3.	Red Velvet Latte	2	28,571428571429%
4.	Vanilla Cookies	2	28,571428571429%
5.	Wedding March	2	28,571428571429%

Selanjutnya dari 1-*itemset* tersebut akan dilakukan pembentukan 2-*itemsets*. Contoh perhitungan nilai *support* untuk 2-*itemsets* yaitu:

$$Support (A, B) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \quad (2)$$

$$\begin{aligned} Support (Matcha Latte, Mix Platter) &= \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung Matcha Latte dan Mix Platter}}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \\ &= \frac{2}{7} \times 100\% \\ &= 28,571428571429\% \end{aligned}$$

Tabel 3 menunjukkan 2-*itemsets* yang memenuhi nilai minimum *support* 25%.

Tabel 3. 2-*itemsets* yang memenuhi minimum *support*.

No.	1-Itemsets	Frekuensi	Support
1.	Matcha Latte, Mix Platter	3	28,571428571429%

Pada percobaan ini, *itemsets* berhenti sampai 2-*itemsets* karena dari hasil 2-*itemsets* tersebut tidak dapat dikombinasikan lagi dengan kombinasi *itemsets* yang lain. Hasil 2-*itemsets* tersebut dipisah menjadi dua posisi yaitu *antecedent* dan *consequent* lalu akan dihitung nilai *confidence*-nya. Contoh perhitungan nilai *confidence* untuk *antecedent* Matcha Latte dan *consequent* Mix Platter yaitu:

$$Confidence(A \Rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{Jumlah transaksi mengandung A}} \times 100\% \quad (3)$$

$$\begin{aligned} Confidence (Matcha Latte \Rightarrow Mix Platter) &= \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung Matcha Latte dan Mix Platter}}{\text{Jumlah transaksi mengandung Matcha Latte}} \times 100\% \\ &= \frac{2}{3} \times 100\% \\ &= 66,67\% \end{aligned}$$

Berdasarkan nilai minimum *support* 25% dan minimum *confidence* 50% didapatkan pola transaksi penjualan berupa aturan asosiasi seperti pada Tabel 4 berikut.

Tabel 4. Hasil aturan asosiasi.

No.	Aturan Asosiasi	<i>Antecedent</i>	<i>Consequent</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>
1.	Matcha Latte => Mix Platter	Matcha Latte	Mix Platter	28,571428571429%	66,666666666667%
2.	Mix Platter => Matcha Latte	Mix Platter	Matcha Latte	28,571428571429%	100%

2.3.5. *Interpretation / evaluation.*

Tahap terakhir adalah *interpretation / evaluation* yang merupakan proses evaluasi atau pengujian dari hasil pola transaksi penjualan yang telah didapatkan dengan menggunakan pengujian *lift ratio*. *Lift ratio* adalah suatu ukuran untuk mengetahui kekuatan aturan asosiasi (*association rule*) yang telah terbentuk. Nilai *lift ratio* biasanya digunakan sebagai penentu apakah aturan asosiasi valid atau tidak valid [12].

$$Lift\ Ratio = \frac{Confidence\ (A,B)}{Benchmark\ Confidence\ (A,B)} \quad (4)$$

Benchmark confidence adalah jumlah perbandingan semua *item* yang menjadi *consequent* terhadap semua transaksi [13]. Untuk mendapatkan nilai *benchmark confidence* dapat dihitung menggunakan rumus sebagai berikut:

$$Benchmark\ Confidence = \frac{Nc\ (Jumlah\ transaksi\ dengan\ item\ yang\ menjadi\ consequent)}{N\ (Jumlah\ transaksi\ basis\ data)} \quad (5)$$

Aturan asosiasi dikatakan valid apabila nilai *lift ratio* dalam aturan asosiasi tersebut bernilai lebih dari satu [14]. Contoh perhitungan nilai *lift ratio* dari hasil aturan asosiasi yang didapatkan untuk aturan (Matcha Latte => Mix Platter) yaitu :

$$\begin{aligned} Lift\ Ratio\ (Matcha\ Latte\ =>\ Mix\ Platter) &= \frac{Confidence\ ((Matcha\ Latte\ =>\ Mix\ Platter))}{\frac{Jumlah\ transaksi\ Mix\ Platter}{Total\ transaksi}} \\ &= \frac{0,6667}{\frac{2}{7}} \\ &= 2,33333333333333\ \% \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil pengujian *lift ratio*, aturan tersebut memiliki nilai lebih dari satu sehingga aturan tersebut dapat dikatakan valid.

3. Hasil dan Pembahasan

Pada *website* yang dibuat, terdapat fitur *import* transaksi penjualan yang didapat dari sistem kasir. Setelah import data transaksi berhasil dilakukan pada sistem *website* yang dibangun, selanjutnya dilakukan proses *selection* dan *preprocessing* sehingga menghasilkan format data seperti terlihat pada Gambar 3.

#	No Nota	Tanggal Transaksi	Produk
1.	220305750010	05-03-2022	Berrybiscous
2.	220305750022	05-03-2022	Fur Elise, Cold White, Rivers Flow
3.	IV0304BE000A	04-03-2022	Lemon Tea, Mix Platter, Lychee Tea, Matcha Latte
4.	IV0304BE000B	04-03-2022	Red Velvet Latte, Rivers Flow
5.	IV0304BE000C	04-03-2022	Air Mineral, French Fries, Matcha Latte, Red Velvet Latte, Chicken Black Pepper

Gambar 3. Data transaksi penjualan yang sudah di *import* ke *website*.

Setelah melakukan *import* data, tahap selanjutnya adalah menentukan tanggal transaksi yang ingin diproses. Kemudian *user* dapat menginputkan nilai minimum *support* (persentase kemunculan produk dalam transaksi) dan nilai minimum *confidence* (nilai kepastian kombinasi produk). Pada sistem *website* yang dibangun, data transaksi tersebut akan melakukan proses mulai dari pembentukan *items* hingga pembentukan aturan asosiasi.

Sebagai contoh dilakukan pencarian pola transaksi penjualan dengan menggunakan nilai minimum *support* 6% dan minimum *confidence* 8% dari data transaksi penjualan 04 Maret 2022 sampai 30 September 2022. Pada percobaan ini *items* yang memenuhi nilai minimum *support* adalah sampai 2-*items*.

Hasil *items* yang memenuhi nilai *support* dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam membuat paket menu, karena dengan nilai *support* dapat diketahui frekuensi penjualan produk atau frekuensi kombinasi produk dalam transaksi. *Items* yang diambil sebagai bahan pertimbangan membuat paket menu adalah dari 2-*items* karena paket menu memiliki minimal 2 *item* menu.

Gambar 4 merupakan hasil *items* dari data transaksi penjualan 04 Maret 2022 sampai 30 September 2022 yang memenuhi nilai minimum *support* 6% yang dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam membuat paket menu.

#	Rekomendasi Paket Menu	Frekuensi	Support
1.	Choco Latte, French Fries	423	6.9287469287469%
2.	Cold White, Es Batu	373	6.1097461097461%

Gambar 4. Rekomendasi pembuatan paket menu dari data transaksi penjualan 04 Maret 2022 sampai 30 September 2022 dengan nilai minimum *support* 6%.

Dari hasil di atas didapatkan sebanyak 2 rekomendasi pembuatan paket menu, yakni Choco Latte dan French Fries dengan frekuensi kemunculan sebanyak 423 dan nilai persentase kemunculan dalam transaksi (*support*) sebesar 6,9287469287469%, kemudian Cold White dan Es Batu dengan frekuensi kemunculan sebanyak 373 dan nilai persentase kemunculan dalam transaksi (*support*) sebesar 6,1097461097461%.

Kemudian dari hasil *items* tersebut dipisah menjadi dua posisi yaitu *antecedent* dan *consequent* lalu akan dihitung nilai *confidence*-nya untuk mendapatkan hasil aturan asosiasi yang dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan rekomendasi penawaran produk tambahan (*cross-selling*). Berikut merupakan hasil aturan asosiasi dari data transaksi penjualan 04 Maret 2022 sampai 30 September 2022 yang memenuhi nilai minimum *support* 6% dan minimum *confidence* 8% yang dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan rekomendasi penawaran produk (*cross-selling*).

#	Antecedent (Support)	Consequent (Support)	Support	Confidence	Lift Ratio	Rekomendasi Penawaran
1.	Es Batu (7.9279279279279%)	Cold White (9.1400491400491%)	6.1097461097461%	77.066115702479%	8.4316959921799 [Valid / Kuat]	Jika Konsumen Membeli Es Batu, Tawarkan Cold White
2.	Cold White (9.1400491400491%)	Es Batu (7.9279279279279%)	6.1097461097461%	66.845878136201%	8.4316959921799 [Valid / Kuat]	Jika Konsumen Membeli Cold White, Tawarkan Es Batu
3.	French Fries (20.999180999181%)	Choco Latte (21.375921375921%)	6.9287469287469%	32.995319812793%	1.5435741567594 [Valid / Kuat]	Jika Konsumen Membeli French Fries, Tawarkan Choco Latte
4.	Choco Latte (21.375921375921%)	French Fries (20.999180999181%)	6.9287469287469%	32.413793103448%	1.5435741567594 [Valid / Kuat]	Jika Konsumen Membeli Choco Latte, Tawarkan French Fries

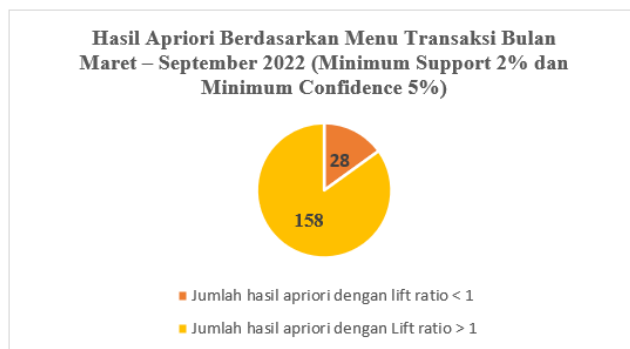
Gambar 5. Rekomendasi penawaran produk tambahan (*cross-selling*) dari data transaksi penjualan 04 Maret 2022 sampai 30 September 2022 yang memenuhi nilai minimum *support* 6% dan minimum *confidence* 8%.

Dari hasil yang ditunjukkan pada Gambar 5 di atas didapatkan sebanyak 4 rekomendasi penawaran produk tambahan (*cross-selling*) salah satunya yakni “Jika konsumen membeli French Fries maka, tawarkan Choco Latte” dengan nilai *support* 6,928746987469% dan nilai *confidence* 32,995319812793%. Ha ini berarti jika konsumen membeli French Fries maka kemungkinan sebesar 6,928746987469% pelanggan juga akan membeli Choco Latte dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 32,995319812793%.

3.1. Uji Lift Ratio

Pada bagian ini dilakukan pengujian aturan asosiasi yang didapatkan dari nilai minimum *support* dan minimum *confidence* tertentu menggunakan *lift ratio* untuk mengetahui aturan yang valid (kuat) dan aturan yang tidak valid (lemah). Aturan asosiasi dikatakan valid apabila nilai *lift ratio* dalam aturan asosiasi tersebut bernilai lebih dari satu [14].

Dilakukan pengujian pada data transaksi bulan Maret sampai bulan September 2022 sebanyak 6.105 data dengan menggunakan nilai minimum *support* 2% dan minimum *confidence* 5% berdasarkan menu transaksi penjualan. Gambar 6 merupakan jumlah aturan asosiasi yang di sajikan dalam bentuk *pie chart*.



Gambar 6. Hasil aturan asosiasi berdasarkan menu transaksi bulan maret – september 2022 (minimum *support* 5% dan minimum *confidence* 15%).

Dari hasil di atas, pada bulan Maret sampai September 2022 dengan minimum *support* 2% dan minimum *confidence* 5% didapatkan sebanyak 186 aturan asosiasi yang terdiri dari 158 aturan asosiasi dengan nilai *lift ratio* lebih dari 1 dan 28 aturan asosiasi dengan nilai *lift ratio* kurang dari 1. Artinya, 158 aturan asosiasi dengan nilai *lift ratio* lebih dari 1 adalah aturan yang valid (kuat) yang dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam menyusun strategi penjualan.

Lift ratio akan bernilai lebih dari 1 jika nilai *confidence* lebih besar dibandingkan dengan nilai *benchmark confidence*. Dan sebaliknya, *lift ratio* akan bernilai kurang dari 1 jika nilai *confidence* lebih kecil dibandingkan dengan nilai *benchmark confidence*. *Benchmark confidence* ini memiliki rumus yang sama dengan *support consequent*, yakni jumlah transaksi *item* yang menjadi *consequent* dibagi dengan jumlah transaksi. Oleh karena itu, dapat dikatakan juga bahwa *lift ratio* akan bernilai lebih dari 1 jika nilai *confidence* lebih besar dibandingkan nilai *support confidence* dan sebaliknya *lift ratio* akan bernilai kurang dari 1 jika nilai *confidence* lebih kecil dibandingkan dengan nilai *support consequent*.

Sebagai contoh Gambar 7 di bawah ini merupakan salah satu aturan asosiasi dengan nilai *lift ratio* lebih dari 1 yang didapatkan dari pengujian pada bulan Maret sampai September 2022 dengan minimum *support* 2% dan minimum *confidence* 5%.

Antecedent (Support)	Consequent (Support)	Support	Confidence	Lift Ratio
Greenlight Fantasia (11.482391482391%)	French Fries (20.999180999181%)	2.5389025389025%	22.111269614836%	1.0529586661355

Gambar 7. Hasil aturan asosiasi dengan *lift ratio* lebih dari 1.

Dapat dilihat dari hasil di atas bahwa nilai *confidence* atau persentase tingkat kepercayaan “pelanggan membeli Greenlight Fantasia maka membeli French Fries” lebih besar dibandingkan dengan nilai *support consequent* atau persentase “pelanggan membeli French Fries”.

Kemudian Gambar 8 di bawah ini merupakan salah satu aturan asosiasi dengan nilai *lift ratio* kurang dari 1 yang didapatkan dari pengujian pada bulan Maret sampai September 2022 berdasarkan menu transaksi dengan minimum *support* 2% dan minimum *confidence* 5%.

Antecedent (Support)	Consequent (Support)	Support	Confidence	Lift Ratio
Mix Platter (15.298935298935%)	French Fries (20.999180999181%)	2.8665028665029%	18.736616702355%	0.8922546409351

Gambar 8. Hasil aturan asosiasi dengan *lift ratio* kurang dari 1.

Dapat dilihat dari hasil di atas bahwa nilai *confidence* atau persentase tingkat kepercayaan “pelanggan membeli Mix Platter maka membeli French Fries” lebih kecil dibandingkan dengan nilai *support consequent* atau persentase “pelanggan membeli French Fries”.

3.2. Skenario pengujian

Pada bagian ini dilakukan skenario pengujian untuk mengetahui keterkaitan jumlah aturan dengan minimum *support*, minimum *confidence* dan total transaksi yang digunakan. Tabel 5 merupakan hasil skenario pengujian.

Tabel 5. Skenario pengujian.

Tanggal Transaksi	Total Transaksi	Minimum <i>Support</i>	Minimum <i>Confidence</i>	Jumlah Aturan Asosiasi
Bulan Maret	1288	3%	5%	42
		5%	7%	12
Bulan April	841	3%	5%	84
		5%	7%	18
Bulan Mei	987	3%	5%	120
		5%	7%	28
Bulan Juni	746	3%	5%	92
		5%	7%	10

Tanggal Transaksi	Total Transaksi	Minimum <i>Support</i>	Minimum <i>Confidence</i>	Jumlah Aturan Asosiasi
Bulan Juli	996	3%	5%	66
		5%	7%	14
Bulan Agustus	721	3%	5%	106
		5%	7%	20
Bulan September	526	3%	5%	100
		5%	7%	24

Berdasarkan hasil di atas, jumlah aturan asosiasi tidak dipengaruhi oleh total transaksi, tetapi dipengaruhi oleh nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence*. Nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence* berbanding terbalik dengan jumlah aturan asosiasi. Semakin rendah nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence* maka semakin banyak jumlah aturan asosiasi yang di dapatkan. Dan sebaliknya, semakin tinggi nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence* maka semakin sedikit jumlah aturan asosiasi yang di dapatkan. Hal ini juga ditunjukkan pada penelitian [15] yang menyebutkan bahwa semakin kecil nilai minimum *support*, maka semakin banyak *rule* yang dihasilkan dan sebaliknya semakin besar nilai minimum *support*, maka semakin sedikit *rule* yang dihasilkan. Kemudian, semakin kecil nilai minimum *confidence*, maka semakin banyak *rule* yang dihasilkan dan sebaliknya semakin besar nilai minimum *confidence* maka semakin sedikit *rule* yang dihasilkan.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian ini dapat disimpulkan bahwa algoritma apriori dapat menemukan pola penjualan berdasarkan menu transaksi penjualan. Algoritma apriori ini menghasilkan aturan - aturan asosiasi yang dapat digunakan pihak *kafe* sebagai bahan pertimbangan dalam menyusun strategi penjualan yakni rekomendasi pembuatan paket menu dan rekomendasi penawaran produk ke pelanggan atau biasa disebut sebagai *cross-selling*. Hasil pengujian aturan asosiasi menggunakan *lift ratio* pada bulan Maret sampai September 2022 dengan minimum *support* 2% dan minimum *confidence* 5% berdasarkan menu transaksi didapatkan sebanyak 158 aturan asosiasi yang valid (kuat). Dari hasil aturan asosiasi yang valid (kuat) tersebut dapat digunakan pihak manajemen *kafe* sebagai bahan pertimbangan dalam menyusun strategi penjualan.

Referensi

- [1] Mayla Surveyandini, *Cross Selling & Cross Buying*. 2016.
- [2] M. Rajagukguk, R. Dewi, E. Irawan, J. T. Hardinata, and I. S. Damanik, "Implementasi Association Rule Mining Untuk Menentukan Pola Kombinasi Makanan Dengan Algoritma Apriori," *J. Fasilkom*, vol. 10, no. 3, pp. 248–254, 2020, doi: 10.37859/jf.v10i3.2308.
- [3] R. Rismanto, L. Darmawan, and A. Prasetyo, "Penerapan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Pola Pembelian Konsumen Di Kafe Hidden Toast and Float," *J. Teknol. Inf. dan Terap.*, vol. 4, no. 2, pp. 83–88, 2019, doi: 10.25047/jtit.v4i2.64.
- [4] M. Syahru Romadhon and A. Kodar, "Implementasi Metode Market Basket Analysis (Mba) Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Transaksi Penjualan (Studi Kasus: Kafe Ruang Temu)," *J. SAINTEKOM*, vol. 10, no. 2, p. 138, 2020, doi: 10.33020/saintekom.v10i2.137.
- [5] Amelina, M. Bettiza, and D. A. Purnamasari, "Implementasi Algoritma Apriori untuk Menemukan Aturan Asosiasi Dalam Transaksi Penjualan di Kafe," 2020.
- [6] Boby, Solikhun, and Zulia Almada Siregar, "Analisis Pola Penjualan Produk Makanan dan Minuman Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Informatics Manag. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 65–72, 2022, doi: 10.47065/jimat.v2i2.161.
- [7] K. Tampubolon, H. Saragih, B. Reza, K. Epicentrum, A. Asosiasi, and A. Apriori, "Implementasi

- Data Mining Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Alat-Alat Kesehatan,” pp. 93–106, 2013.
- [8] D. Jollyta, W. Ramdhan, and M. Zarlis, *Konsep Data Mining dan Penerapan*. Yogyakarta: Deepublish, 2020.
- [9] M. Fauzy, K. R. Saleh W, and I. Asror, “Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Simulasi Prediksi Hujan Wilayah Kota Bandung,” *J. Ilm. Teknol. Infomasi Terap.*, vol. 2, no. 3, 2016, doi: 10.33197/jitter.vol2.iss3.2016.111.
- [10] S. Styawati, A. Nurkholis, and K. N. Anjumi, “Analisis Pola Transaksi Pelanggan Menggunakan Algoritme Apriori,” *J-SAKTI (Jurnal Sains Komput. dan Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 619–626, 2021, [Online]. Available: <http://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jsakti/article/view/362>.
- [11] S. Al Syahdan and A. Sindar, “Data Mining Penjualan Produk Dengan Metode Apriori Pada Indomaret Galang Kota,” *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 2, 2018, doi: 10.32672/jnkti.v1i2.771.
- [12] M. Fauzy, K. R. S. W, and I. Asror, “Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Simulasi Prediksi Hujan Wilayah Kota Bandung,” *J. Ilm. Teknol. Infomasi Terap.*, vol. 2, no. 3, 2016, doi: 10.33197/jitter.vol2.iss3.2016.111.
- [13] D. Maulana and M. Kiptiyah, “Analisa Pembelian Konsumen Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Pada Galeri Elzatta Cikarang,” *J. Teknol. Pelita Bangsa*, vol. 10, pp. 18–26, 2019.
- [14] A. Salam, J. Zeniarja, W. Wicaksono, and L. Kharisma, “Pencarian Pola Asosiasi Untuk Penataan Barang Dengan Menggunakan Perbandingan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth (Study Kasus Distro Epo Store Pemaalang),” *Dinamik*, vol. 23, no. 2, pp. 57–65, 2019, doi: 10.35315/dinamik.v23i2.7178.
- [15] V. N. Latifah, M. T. Furqon, and N. Santoso, “Implementasi Algoritme Modified-Apriori Untuk Menentukan Pola Penjualan Sebagai Strategi Penempatan Barang Dan Promo,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 2, no. 10, pp. 2829–2834, 2018.