

Algoritma *Apriori* Untuk Memberikan Rekomendasi Menu Makanan Berdasarkan Tren Belanja Konsumen

Myrtana Pusparisti^{1*}, Astrid Noviana Paradhita²

Manajemen Bisnis, Universitas Sebelas Maret, Surakarta, Indonesia

*Email Corresponding Author. myrta@staff.uns.ac.id

Abstrak

The increasing number of competitors means culinary businesses must innovate to increase their sales. Culinary businesses, especially Resto Sebelas Rasa, find it challenging to sell various food products. One strategy that can be applied is providing additional menu recommendations based on consumer purchasing trends. The additional menu recommendations must be by the menu segmentation that consumers have purchased in previous transactions. The Apriori algorithm can answer the need for innovation in the culinary business to increase sales levels for more varied food menus. The association rule algorithm can identify patterns of food menu combinations in the purchase transaction dataset. The Apriori algorithm calculates the support, confidence level, and lift values to determine how big the opportunity is and how strong the relationship is between food menu combinations. The Apriori algorithm has been successfully developed to increase the efficiency of consumer purchasing time by up to 90% and increase the variation in sales levels by up to 80%.

Keywords: Segmentation; Buying trends; Apriori algorithm; Artificial intelligence

Abstrak

Semakin banyaknya kompetitor membuat bisnis kuliner harus berinovasi untuk meningkatkan penjualannya. Saat ini bisnis kuliner khususnya di Resto Sebelas Rasa merasa kesulitan menjual variasi produk makanan. Salah satu strategi yang dapat diterapkan yaitu memberikan rekomendasi menu tambahan kepada konsumen berdasarkan tren pembelian konsumen. Rekomendasi menu tambahan yang diberikan harus sesuai dengan segmentasi menu yang telah dibeli oleh konsumen pada transaksi sebelumnya. Algoritma *Apriori* dapat menjawab kebutuhan inovasi dalam bisnis kuliner untuk meningkatkan tingkat penjualan terhadap menu makanan yang lebih bervariasi. Algoritma *association rule* dapat mengidentifikasi pola perpaduan menu makanan dalam dataset transaksi pembelian. Algoritma *Apriori* melakukan perhitungan terhadap nilai *support*, *confidence level*, dan *lift* untuk mengetahui seberapa besar peluang dan seberapa kuat hubungan perpaduan menu makanan. Algoritma *Apriori* berhasil dikembangkan sehingga mampu meningkatkan efisiensi waktu pembelian konsumen hingga 90% dan meningkatkan variasi tingkat penjualan hingga 80%.

Keywords: Segmentasi; Tren pembelian; Algoritma Apriori, Kecerdasan buatan

1. Pendahuluan

Bisnis kuliner merupakan salah satu bisnis yang berkembang dengan pesat di Indonesia. Indonesia kaya akan berbagai jenis kuliner yang terkenal dengan cita rasanya [1]. Unesco telah merilis gelar makanan terenak di dunia yaitu Rendang dan Nasi Goreng yang berasal dari Indonesia. Berdasarkan fakta tersebut, tidak dapat dipungkiri bahwa kuliner di Indonesia memiliki potensi bisnis yang menjanjikan. Terdapat lebih dari 1,52 juta atau sekitar 36% bisnis kuliner yang tersebar di berbagai wilayah di Indonesia [2]. Bisnis kuliner tengah menghadapi tantangan besar untuk terus bertahan di tengah gempuran kompetitor [3]. Hal ini membuat bisnis kuliner terus melakukan inovasi mulai dari sistem pembayaran, konsep rumah makan yang nyaman dengan nuansa tertentu, hingga ketersediaan berbagai jenis menu yang cocok di lidah konsumen dengan berbagai usia dan latar belakang [4], [5]. Inovasi juga merupakan salah satu kunci agar bisnis yang dijalankan bisa mencapai kesuksesan [6]. Salah satu strategi inovasi yang sedang *hype* diterapkan saat ini adalah segmentasi bisnis berdasarkan tren pembelian konsumen [7].

Resto Sebelas Rasa juga merasakan hal yang sama. Pemilik resto merasa cukup kesulitan untuk mencapai target penjualan setiap bulannya. Hal ini dikarenakan konsumen memiliki preferensi pribadi dalam selera dan hal ini dapat membatasi kemungkinan bagi pemilik bisnis untuk menjual lebih banyak produk yang bervariasi. Konsumen cenderung membeli menu makanan yang sama saat

melakukan pembelian. Sebagai contoh satu grup pembeli yang terdiri dari lima-sepuluh orang datang, maka mereka cenderung membeli menu makanan yang sama, katakanlah ayam geprek dan es teh. Jarang sekali di antara mereka yang melakukan pembelian varian menu lain seperti nasi ayam geprek dan es telang atau nasi ayam geprek dan *mango mojito*. Menu makanan yang paling diminati konsumen resto yaitu ayam geprek, salad, dan es teh. Sedangkan resto sendiri memiliki 78 menu lain yang bisa dipilih oleh konsumen. Pemilik resto ingin agar konsumen juga tertarik untuk membeli menu varian lain sebagai salah satu langkah dalam meningkatkan variasi penjualan sehingga menu makanan lain di resto juga diminati konsumen.

Teknologi kecerdasan buatan dapat mempelajari tren berbelanja konsumen berdasarkan preferensi pembelian, sehingga mampu memberikan rekomendasi menu makanan lain yang diminati oleh pembeli lain dengan preferensi yang sama. Salah satu teknologi kecerdasan buatan untuk mempelajari preferensi belanja konsumen dapat dikembangkan dengan menggunakan algoritma apriori. [8] menyebutkan bahwa algoritma apriori dapat meningkatkan penjualan produk dengan mengidentifikasi pola pembelian yang terbentuk antara produk X (*antecedent*) dan produk Y (*consequent*). Algoritma apriori bekerja dengan mengeset *association rule* untuk menemukan pola dan hubungan antar variabel dalam suatu dataset [9]. Algoritma *Apriori* dapat memberikan rekomendasi varian menu dengan menghitung kemungkinan pembelian yang pernah dilakukan oleh konsumen sebelumnya. Dengan demikian, pemilik resto dapat menawarkan menu makanan lain yang diminati oleh konsumen berdasarkan preferensi yang sama. Teknologi kecerdasan buatan dengan algoritma apriori diharapkan mampu meningkatkan efisiensi waktu pemesanan dan efektifitas penjualan menu makanan di resto Sebelas Rasa.

Penelitian ini dilakukan menggunakan algoritma apriori untuk menemukan pola pembelian konsumen resto Sebelas Rasa. Algoritma apriori membuat pemilik resto untuk mengetahui preferensi minat beli konsumen terhadap menu makanan yang dipesan. Algoritma *Apriori* juga digunakan untuk mengoptimalkan efektifitas dan efisiensi transaksi pembelian di resto Sebelas Rasa. Rekomendasi menu yang dihasilkan, dapat digunakan pihak resto untuk diberikan kepada konsumen sebagai bahan pertimbangan dalam memilih menu makanan. Dengan demikian, algoritma apriori dapat membantu pihak resto untuk mengoptimalkan transaksi pembelian sehingga kegiatan operasional resto bisa berjalan lebih cepat dan konsisten. Jika kegiatan operasional resto bisa berjalan lebih cepat, maka tingkat pendapatan resto juga dapat meningkat.

2. Tinjauan Pustaka

Penelitian [10] menganalisis tren belanja konsumen dengan algoritma *Apriori*. Peneliti menggunakan data pembelian di toko percetakan. Dari penelitian ini diperoleh tren pembelian konsumen selain melakukan percetakan, konsumen melakukan transaksi lain seperti pembelian kertas, tinta print, laminating, dan penjilidan. Dari penelitian ini diperoleh hasil bahwa algoritma apriori secara signifikan dapat mendukung strategi bisnis dengan meningkatkan penjualan berdasarkan aktivitas pembelian konsumen. Hal ini dikarenakan, sistem dapat memberikan rekomendasi transaksi tambahan yang memiliki kemungkinan lebih besar untuk dilakukan konsumen di saat yang bersamaan.

Selain itu, penelitian [11] menggunakan algoritma *Apriori* untuk menentukan pola penempatan barang berdasarkan transaksi penjualan di toko plastik. Dari penelitian ini diperoleh hasil berdasarkan tren pembelian konsumen, pihak toko dapat menata penempatan barang pada rak yang saling berdekatan, agar konsumen bisa mendapatkan barang yang dibutuhkan dengan lebih mudah.

Penelitian yang serupa juga dilakukan oleh [8] juga membuktikan bahwa algoritma *Apriori* memiliki peran untuk meningkatkan penjualan di toko ritel Sakinah. Penelitian ini menerapkan algoritma *Apriori* dalam memutuskan harga dan paket *bundling* berdasarkan 2000 data transaksi yang dimiliki. Penelitian serupa juga dilakukan untuk mengoptimalkan strategi promosi sebuah perguruan tinggi yaitu STEKOM Semarang untuk mendapatkan mahasiswa baru. Penelitian ini mempelajari pola karakter mahasiswa baru dari tahun 2013 – 2018. Dengan mengetahui pola ketertarikan mahasiswa baru dalam memilih STEKOM Semarang sebagai tempat kuliah, pihak perguruan tinggi dapat menentukan strategi promosi yang tepat dan memperluas target promosi. Pada penelitian lain [12] menggunakan algoritma *Apriori* untuk memprediksi tingkat ketersediaan dan efisiensi kegiatan operasional dari suatu produk kecantikan.

Tabel 1 menunjukkan *state of the art* penelitian yang dilakukan saat ini.

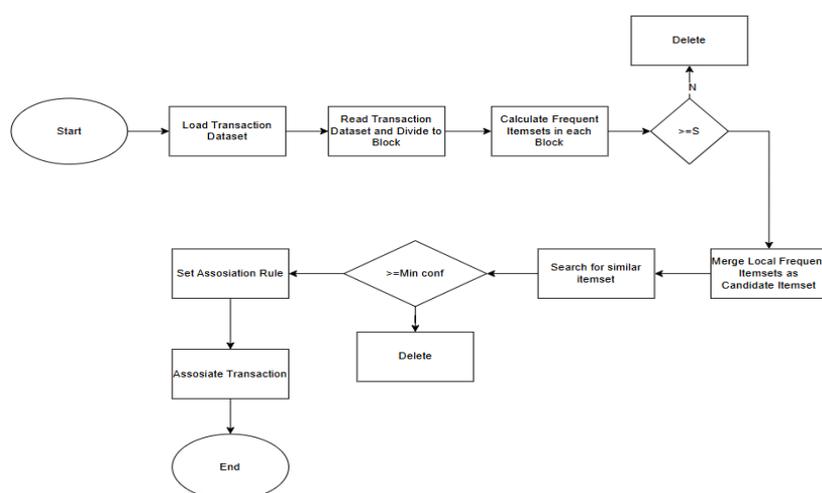
Tabel 1. *State of the Art*

Peneliti	Judul	Metode	Objek Penelitian	State of the art
[10]	Research and Case Analysis of Apriori Algorithm Based on	Apriori dengan K-Means	K-Toko Retail	Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah <i>association-rule</i> dengan objek penelitian resto Sebelas Rasa.

Peneliti	Judul	Metode	Objek Penelitian	State of the art
[13]	Mining Frequent Item-Sets Research on parallelization of Apriori algorithm in association rule mining	Apriori dengan association-Rule pada data paralel dengan membuat data block berdasarkan istilah yang terkandung pada data	Data Map	Penelitian ini menggunakan data paralel dengan membuat data block berdasarkan nama menu makanan yang dipesan
[14]	Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori: Kasus Transaksi 212 Mart Soebrantas Pekanbaru	Apriori dengan association-Rule berbasis Knowledge Discovery in Data (KDD)	Analisis keranjang belanja konsumen untuk menata susunan rak belanja di toko retail	Penelitian menggunakan association-rule untuk memberikan rekomendasi menu makanan kepada konsumen resto
[15]	Implementasi Algoritma Improve Apriori Terhadap Keluarga Beresiko Stunting	Apriori dengan association-rule	Identifikasi risiko stunting pada ibu hamil usia di atas 35 tahun dengan kondisi ekonomi menengah ke bawah	Penelitian ini menganalisis tren belanja menu makanan konsumen pada seluruh usia
[16]	Application of association rules mining algorithm for hazardous materials transportation crashes on expressway	Apriori dengan association-rule	Identifikasi penyebab kecelakaan sepeda merek HAMZAT untuk meningkatkan keamanan	Penelitian ini mengidentifikasi preferensi konsumen berdasarkan kebiasaan belanja konsumen untuk meningkatkan penjualan menu makanan resto

3. Metodologi

3.1 Research Model



Gambar 1. Research Model

Algoritma *Apriori* pada dasarnya memiliki karakteristik untuk mengkalkulasi aturan antar objek. Dengan demikian, algoritma ini sangat cocok digunakan untuk menganalisis jika seseorang membeli produk X maka dia akan cenderung membeli produk Y [17]. Algoritma ini juga merupakan teknik data mining untuk mengekstraksi suatu pengetahuan penting yang tersimpan dalam suatu dataset [18]. Proses komputasi pada algoritma apriori dilakukan melalui scanning secara berkala pada dataset. Proses ini memerlukan suatu data *resources* dengan skala yang cukup besar. Strategi desain

penerapan algoritma *Apriori* dilakukan dengan skema yang ditunjukkan oleh Gambar 1 [17] untuk mendapatkan hasil eksekusi yang optimal.

Pada fase awal, algoritma *Apriori* akan memanggil seluruh data transaksi yang *terecord* dalam dataset. Selanjutnya data transaksi akan dipilah dalam sejumlah blok. Data yang sudah dikirim pada *block* akan dilanjutkan untuk disimpan dalam *node*. Visualisasi proses pengiriman data dalam *block* dan *node* dapat dilihat pada Tabel 2.

Table 2. *Transaction Block*

Node	Pair Transaction	Key
Node 1	{T01, (X1,X2,X3)}	(X1,X2,X3)
Node 2	{T02, (X1,X2,X3, X5)}	(X1,X2,X3, X5)
Node 3	{T03, (X2,X3)}	(X2,X3)
Node 4	{T04, (X3,X6)}	(X3,X6)
Node 5	{T05, (X2,X3,X6)}	(X2,X3,X6)

Pada fase kedua, data transaksi yang telah tersimpan dalam *block* dan *node* akan dihitung berapa banyak frekuensi suatu item akan berpasangan dengan item yang lain. Selanjutnya, algoritma akan menghitung nilai *support* (S) dari setiap item yang berpasangan. Formula yang digunakan untuk menghitung nilai S ditunjukkan oleh persamaan 1.

$$Support (item) = \frac{The\ number\ of\ transaction\ contain\ item}{Total\ transaction} \dots\dots\dots (1)$$

Hasil kalkulasi kombinasi itemset akan tersimpan sebagai *knowledge* sistem untuk melakukan segmentasi pembelian. Pada fase berikutnya, algoritma apriori akan melebur beberapa item kombinasi untuk menghasilkan sebuah pemetaan pada setiap data item pada node. Visualisasi pemetaan hasil peleburan kombinasi dapat dilihat pada Tabel 3.

Table 3. *Combiner Itemset*

Node	Combine Itemset	Key
Node 1	{X1(list 1,1)},{X2, list(2,1)},{X3(list(3,1))}	(X1,X2),(X2,X3),(X1,X3)
Node 2	{X1(list 1,1)},{X2, list(2,1)},{X3(list(3,1))}, {X5, list(5,1)}	(X1,X2),(X1,X3),(X1,X5)(X2,X3), (x2,X5),(X3,X5)
Node 3	{X2,list (2,3)}	(X2,X3)
Node 4	{X3,list (X3,X6)}	(X3,X6)
Node 5	{X2,list(X2,X3)},{X2,list(X2,X6)},{X3,list(3,6)}	(X2,X3),(X2,X6),(X3,X6)

Itemset yang sudah dileburkan selanjutnya akan dihitung nilai *confidence* levelnya. Perhitungan *confidence* level pada algoritma apriori bertujuan untuk mengidentifikasi seberapa besar kemungkinan suatu item dapat berpasangan dengan item yang lain [16]. Pembelajaran yang didapatkan dari hasil perhitungan nilai *confidence level* akan menentukan *frequent itemset* yang akan muncul pada transaksi selanjutnya. Untuk mendapatkan nilai confidence level, peneliti menggunakan persamaan 2.

$$Conf = \frac{The\ number\ of\ transaction\ combined\ item}{Total\ transaction} \dots\dots\dots (2)$$

Fase selanjutnya yaitu fase keempat, algoritma apriori akan mengeset *association rule* pada *dataset* yang sudah disiapkan melalui tiga fase sebelumnya. Pada fase ini, algoritma akan mengeset minimum *confidence level* yaitu bernilai 0,5. Jika nilai *confidence level* kurang dari 0,5 artinya item X1 dan X2 memiliki kemungkinan yang rendah untuk dipasangkan [19]. Sebaliknya, jika suatu itemset memiliki *confidence level* lebih besar sama dengan 0,5 maka itemset tersebut valid dan memiliki kemungkinan untuk dipasangkan.

Nilai *confidence level* hanya menunjukkan kemungkinan perpaduan dari dua item atau lebih, sedangkan untuk mengetahui *secompatible* apa suatu itemset untuk dipasangkan, peneliti menggunakan nilai *Lift*. Nilai *Lift* menunjukkan seberapa kuat hubungan antara X1 (*antecedent*) dan X2 (*consequent*). Nilai lift akan lebih menguatkan suatu rekomendasi untuk memadukan dua menu atau lebih. Jika nilai *confidence level* menggambarkan besar kemungkinan perpaduan item X1 dan X2 dari sekian transaksi, nilai lift menghitung seberapa kuat hubungan antara item X1 dan X2 dari tingkat kebetulan yang didapatkan dari *confidence level*. Perhitungan nilai lift dilakukan dengan menggunakan persamaan 3.

$$Lift = \frac{Conf}{Support} \dots\dots\dots (3)$$

Nilai *lift* dapat digunakan sebagai penguat dan *evaluator* untuk merekomendasikan perpaduan pembelian dari item X1 dengan item X2 [16]. [20] juga menambahkan bahwa jika nilai Lift > 1 maka hubungan antara *antecedent* dan *consequent* lebih kuat dari sekedar kebetulan. Jika Lift = 1 maka hubungan antara *antecedent* dan *consequent* adalah kebetulan dan jika nilai Lift < 1 maka hubungan antara *antecedent* dan *consequent* lebih lemah dari kebetulan.

3.2 Data Collection

Penelitian ini menggunakan data yang dapat mendisclose tren pembelian konsumen terhadap suatu menu makanan. Data didapatkan dari transaksi pembelian menu makanan di salah satu Restoran bernama Sebelas Rasa. Dalam memenuhi kebutuhan data dalam algoritma apriori, peneliti menggunakan puluhan ribuan data transaksi dalam bentuk dataset. *Dataset* menunjukkan sekelompok data yang memiliki kemiripan karakteristik dan pola [21]. *Dataset* dalam penelitian ini berisi 41.633 transaksi pembelian menu makanan yang dilakukan oleh konsumen di resto Sebelas Rasa dari tahun 2023 hingga tahun 2024.

3.3 Preprocessing Data

Data yang sudah dikumpulkan kemudian disiapkan untuk diolah menggunakan algoritma *Apriori* di mana tahap *preprocessing* merupakan proses menginterpretasikan *dataset*. Proses *preprocessing data* dilakukan untuk mengatasi *outlier* pada data, mengekstraksi fitur, menghilangkan *data irrelevant*, dan *handling missing data* [21]. Hasil dari *preprocessing data* adalah data yang lebih terorder, data yang sudah terindeks, serta data yang lebih *valid* dan *reliable*. Hal ini dikarenakan inkonsistensi dan *missing value* pada dataset sudah ditangani sehingga data siap untuk diolah.

3.4 Pengujian

Hasil penelitian akan diuji akurasi secara empiris dengan formulasi *recognition rate*. Formula yang digunakan adalah:

$$Recognition Rate (\%) = \frac{\sum Correct}{\sum Sample} * 100 \% \dots\dots\dots(4)$$

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Implementasi Model

Penelitian ini berhasil melakukan segmentasi menu makanan di resto Sebelas Rasa. Di awal, sistem akan mengolah dan mempelajari input berupa transaksi pembelian dari konsumen resto Sebelas Rasa. Algoritma *Apriori* melakukan penelusuran terhadap 41.633 data transaksi untuk mengetahui variabel yang melekat pada setiap transaksi. Gambar 2 menunjukkan dataset transaksi pembelian menu makanan.

	No. Struk	Tanggal	Jam	Nama Outlet	Nama Kasir	Nama Pelanggan	Produk	Opsi Tambahan	Jumlah Produk	Jumlah Dibatalkan
0	38120JT6	08-10-2023	20:20:53	Sebelas Rasa	myrtana	NaN	3	NaN	1	0
1	42518OFV	21-11-2023	18:03:34	Sebelas Rasa	myrtana	NaN	+ telur	NaN	1	0
2	04816MSL	17-02-2023	16:18:44	Sebelas Rasa	myrtana	NaN	Add sayuran salad	NaN	1	0
3	41218XRD	30-07-2024	18:40:27	Sebelas Rasa	myrtana	NaN	Air es	NaN	1	0
4	41019E35	28-07-2024	19:13:28	Sebelas Rasa	myrtana	NaN	Air es	NaN	1	0
...
41628	17619WB8	16-03-2024	19:12:42	Sebelas Rasa	myrtana	NaN	Yummy Dimsom	NaN	1	0
41629	17618P9X	16-03-2024	18:33:20	Sebelas Rasa	myrtana	NaN	Yummy Dimsom	NaN	1	0
41630	17520JNK	15-03-2024	20:46:11	Sebelas Rasa	myrtana	NaN	Yummy Dimsom	NaN	1	0
41631	17419XU7	14-03-2024	19:39:42	Sebelas Rasa	myrtana	NaN	Yummy Dimsom	NaN	1	0
41632	184185YB	24-03-2024	18:45:45	Sebelas Rasa	myrtana	NaN	Yummy Family	NaN	3	0

Gambar 2. Transaksi Pembelian Menu Makanan

Gambar 2 menunjukkan detail data transaksi yang dilakukan oleh pembeli. Dari data transaksi tersebut, dapat diketahui tentang waktu transaksi, data pelanggan, menu makanan yang dipesan, jumlah pesanan yang dibatalkan, alasan pembatalan, harga, dan jenis makanan. Selanjutnya, sistem akan mendefinisikan jenis dan tipe data sebelum data diolah.

```

-----
0  No. Struk          49344 non-null object
1  Tanggal           49344 non-null object
2  Jam               49344 non-null object
3  Nama Outlet       49344 non-null object
4  Nama Kasir        49344 non-null object
5  Produk            49344 non-null object
6  Jumlah Produk     49344 non-null int64
7  Jumlah Dibatalkan 49344 non-null int64
8  Harga Per Produk  49344 non-null int64
9  Subtotal          49344 non-null int64
10 Tipe Harga        49344 non-null object
11 Diskon Produk     49344 non-null int64
12 Diskon Transaksi  49344 non-null int64
13 Pajak             49344 non-null int64
14 Total             49344 non-null int64
15 Status            49344 non-null object
16 Metode Pembayaran 49344 non-null object
dtypes: int64(8), object(9)
memory usage: 6.4+ MB

```

Gambar 3. Tipe Data

Setelah jenis data diketahui, sistem akan mengecek data yang berhubungan dengan preferensi konsumen. *Preprocessing* data kemudian dilakukan untuk menghilangkan data *invalid* dari *dataset*. Algoritma *Apriori* selanjutnya akan memberikan prioritas besar pada preferensi seperti harga, menu makanan, dan jenis makanan. Sedangkan pada data seperti tanggal, nama *outlet*, dan nama kasir akan diberikan prioritas dalam skala kecil. Selain itu, sistem juga akan mendeteksi data *invalid*. Jika ditemukan data *invalid*, maka sistem akan menghapus data tersebut. Data *invalid* dapat terjadi karena beberapa hal, seperti misalnya dalam satu transaksi bisa memiliki lebih dari satu menu makanan. Sedangkan sistem akan membaca nilai unik pada setiap data ditunjukkan oleh label *No Struck*. Dengan demikian, sistem akan melakukan sinkronisasi antara *No Struck* dengan menu makanan untuk menghindari ambiguitas data dengan adanya data redundan. Gambar 4 menunjukkan *invalid* data pada *dataset*.

```

No. Struk          0
Tanggal           0
Jam               0
Nama Outlet       0
Nama Kasir        0
Nama Pelanggan    41633
Produk            0
Opsi Tambahan     41633
Jumlah Produk     0
Jumlah Dibatalkan 0
Harga Per Produk  0
Subtotal          0
Tipe Harga        0
Diskon Produk     0
Tipe Diskon Produk 41564
Diskon Transaksi  0
Tipe Diskon Transaksi 39524
Redeem Poin       41633
Pajak             0
Total             0
Status            0
Kode Pembayaran  31737
Metode Pembayaran 0
No. Referensi     41633
dtype: int64

```

Gambar 4. Invalid Data

Setelah dilakukan *preprocessing* data, *outlier* pada *dataset* yang ditemukan pada data *invalid* akan ditangani untuk mendapatkan *dataset* yang konsisten, valid, dan reliabel. Sebelum dilakukan *preprocessing*, setiap *No Struck* dianggap sebagai satu individu, padahal bisa jadi pada satu *No Struck* berisi beberapa menu makanan sehingga didapati banyak data yang redundan. Setelah *preprocessing*, setiap transaksi bisa memiliki beberapa jenis menu pesanan, sehingga beberapa menu pesanan yang memiliki *No Struck* yang sama dianggap sebagai satu individu. Gambar 5 menunjukkan hasil *preprocessing* data.

	No. Struk	Tanggal	Jam	Nama Outlet	Nama Kasir	Produk	Jumlah Produk	Jumlah Dibatalkan	Harga Per Produk	Subtotal	Tipe Harga	Diskon Produk	Diskon Transaksi
0	38120JT6	08-10-2023	20:20:53	Sebelas Rasa	myrtana	3	1	0	3500	3500	Normal	0	0
1	42518OFV	21-11-2023	18:03:34	Sebelas Rasa	myrtana		1	0	3000	3000	Normal	0	0
2	42518OFV	21-11-2023	18:03:34	Sebelas Rasa	myrtana	telur	1	0	3000	3000	Normal	0	0
3	04816MSL	17-02-2023	16:18:44	Sebelas Rasa	myrtana	Add sayuran salad	1	0	3000	3000	Normal	0	0
4	41218XRD	30-07-2024	18:40:27	Sebelas Rasa	myrtana	Air es	1	0	2000	2000	Normal	0	0

Gambar 5. *Preprocessing Data Result*

Jika pada Gambar 3 pada label *No Struck* terdapat 49.334 transaksi pembelian, setelah dilakukan *preprocessing* diketahui terdapat 7724 transaksi pembelian pada dataset. Hal ini terjadi karena dengan algoritma apriori sistem dapat memilah individu berdasarkan pada *No Struck* dan menu makanan, sehingga terdapat beberapa transaksi yang melebur dan dianggap sebagai individu yang sama. Selanjutnya, sistem akan *update* dataset dengan data terbaru. Gambar 6 menunjukkan tabel dataset transaksi yang sudah melalui tahap *preprocessing*.

No. Struk	7724
Tanggal	463
Jam	6342
Nama Outlet	1
Nama Kasir	1
Produk	376
Jumlah Produk	45
Jumlah Dibatalkan	9
Harga Per Produk	67
Subtotal	183
Tipe Harga	3
Diskon Produk	25
Diskon Transaksi	260
Pajak	1
Total	465
Status	3
Metode Pembayaran	6
dtype:	int64

Gambar 6. *Dataset After Preprocessing*

Selanjutnya algoritma *Apriori* diimplementasikan untuk melakukan proses *training* data. Dari hasil *training* data, algoritma berhasil mengidentifikasi perpaduan beberapa jenis item menu makanan dalam satu data transaksi. Algoritma *Apriori* diseting untuk membaca data menu dan harga menu. Dari proses ini, sistem dapat menemukan produk makanan yang paling sering dibeli oleh konsumen. Pada tahap inilah, algoritma berhasil melakukan segmentasi pada dataset sesuai dengan kemiripan preferensi konsumen. Selanjutnya, algoritma apriori akan memberikan rekomendasi perpaduan antar menu makanan yang paling sering dilakukan konsumen. Gambar 7 menunjukkan hasil *training* data segmentasi menu makanan menggunakan algoritma apriori.

Gambar 7 menunjukkan hasil perpaduan beberapa item makanan dari 7.724 transaksi yang sudah dipelajari oleh algoritma *Apriori*. Dari hasil segmentasi didapatkan informasi bahwa konsumen seringkali memesan menu *air putih* dan *air mineral* bersama dengan menu *ayam geprek* dan *ayam goreng*. Dengan demikian, dapat diasumsikan bahwa menu *air putih* memiliki tingkat probabilitas yang tinggi untuk dipesan dengan menu makanan *ayam geprek* dan *ayam goreng*. Hasil segmentasi menunjukkan terdapat 20 transaksi dengan preferensi *air putih* dan *ayam geprek* dan *ayam goreng*. Selanjutnya, algoritma apriori juga berhasil melakukan *merging* item sehingga ditemukan sejumlah kemungkinan perpaduan item X1 dan X2.

	Air Es	Air Hangat	Air Mineral	Ati Ayam	Ayam Geprek	Ayam Kampung Goreng	Ayam Kepala	Ayam Potong Goreng	Bandeng	Bebek Goreng	...	Topping, Ekstra Telur	Topping, Ekstra Wijen	Lasi Rar
0	Air es	air putih	air mineral	ati ayam	Ayam Geprek	Ayam frozen sabuan	kepala ayam	Ayam goreng potong	bandeng	bebek + nasi	...	Chicken Katsu Salad+Telur	extra wijen	NaN
1	air es	Air putih hangat	Air Mineral 330 ml	Ati Ayam Kampung Ungep	Ayam geprek	Ayam Goreng	Kepala Ayam Kampung Ungep	Ayam goreng potong + nasi	NaN	bebek +nasi	...	ekstra telur	NaN	NaN
2	NaN	NaN	air mineral 330ml	Nasi Ati Ayam	Ayam Geprek + Nasi	Ayam Goreng Kampung+ nasi	Kepala/Ati Ayam Potong	Ayam goreng potong +nasi	NaN	bebek frozen	...	ekstra telur	NaN	NaN
3	NaN	NaN	Air Mineral Besar	NaN	Ayam Geprek + Nasi Selangah	Ayam Goreng Saja	NaN	Ayam potong + nasi	NaN	bebek goreng	...	Extra Telur	NaN	NaN
4	NaN	NaN	air mineral dingin	NaN	Ayam Geprek +nasi	Ayam Kampung Frozen	NaN	Ayam Potong + Nasi + Teh/Es Teh	NaN	Bebek Goreng	...	Extra telur	NaN	NaN
5	NaN	NaN	aqsa gelas	NaN	Ayam Geprek Sambal Matah	Ayam Kampung Goreng	NaN	Ayam Potong Goreng	NaN	Bebek Goreng + Nasi	...	extra telur	NaN	NaN
6	NaN	NaN	NaN	NaN	Geprek tanpa nasi	Ayam kampung goreng	NaN	Ayam potong goreng	NaN	bebek goreng + nasi	...	NaN	NaN	NaN

Gambar 7. Training Data Result

Gambar 8 menunjukkan hasil training perpaduan menu makanan beserta nilai *support*-nya.

support	itemsets
0 0.041060	(Air Es)
1 0.025338	(Air Hangat)
2 0.099792	(Air Mineral)
3 0.013384	(Ati Ayam)
4 0.261824	(Ayam Geprek)
...	...
1179 0.010655	(Salad Kebab, Teh Ice, Salad Slice BBQ Chicken...
1180 0.013514	(Teh Hot, Teh Ice, Salad Slice BBQ Chicken, Te...
1181 0.011954	(Teh Ice, Salad Slice BBQ Chicken, Teh Kampul ...
1182 0.011435	(Teh Ice, Salad Slice BBQ Chicken, Wedang Mang...
1183 0.010135	(Ayam Kampung Goreng, Tempe Mendoan, Bebek Gor...

Gambar 8. Support Value Itemsets

Gambar 8 menunjukkan bahwa konsumen yang hanya memesan *air es* tanpa memesan menu makanan lain memiliki nilai *support* 0,041060, artinya dari seluruh transaksi yang ada terdapat kemungkinan 4,1% konsumen hanya memesan *air es* tanpa memesan menu makanan lain. Selain itu dapat diketahui bahwa minuman *es teh* memiliki kemungkinan dipesan bersama menu *salad slice BBQ chicken* sebesar 1,06% dari keseluruhan transaksi yang ada. Selain kemungkinan pemesanan, algoritma *Apriori* juga berhasil mengidentifikasi seberapa kuat perpaduan item X1 dan X2 mungkin dipesan bersamaan berdasarkan nilai *confidence level* dan *lift*. Gambar 9 menunjukkan hasil pembelajaran mesin terhadap perpaduan menu makanan X1 dan X2.

consequents	support	confidence	lift
(Teh Serai)	0.013384	0.211934	4.372776
(Yummy Dimsum)	0.013384	0.276139	4.372776
(Teh Ice, Tempe Mendoan)	0.010135	0.577778	3.259954
(Ayam Kampung Goreng, Tempe Mendoan)	0.010135	0.234940	3.155491
(Ayam Kampung Goreng, Tempe Mendoan)	0.010915	0.226415	3.040996
...
(Salad Chicken Katsu)	0.015333	0.278302	0.715607
(Teh Ice)	0.010135	0.325000	0.711579
(Teh Ice)	0.010265	0.322449	0.705994
(Salad Chicken Katsu)	0.039111	0.272892	0.701697
(Salad Chicken Katsu)	0.016632	0.255489	0.656947

Gambar 9. Hasil *Asosiate Rule* terhadap satu *Antecedent*

Gambar 9 menunjukkan 1464 kemungkinan perpaduan menu makanan yang sering dipesan oleh konsumen. Angka kemungkinan perpaduan terlihat menjadi lebih besar daripada kemungkinan pada tahap sebelumnya yakni 1183 perpaduan. Hal ini terjadi karena sistem melakukan spesifikasi menu makanan pada data transaksi. Sebagai contoh jika pada tahap sebelumnya *air putih dan air mineral* dipesan bersama *ayam geprek* dan *ayam goreng* bisa menjadi satu individu, maka pada tahap ini, *air putih* dengan *ayam geprek* atau *ayam goreng* serta air mineral dengan ayam geprek atau *ayam goreng* dianggap sebagai individu yang berbeda. Pada akhirnya, algoritma *Apriori* berhasil melakukan segmentasi menu makanan berdasarkan tren pembelian konsumen yang lebih spesifik.

Berdasarkan hasil perhitungan nilai *support*, *confidence level*, dan *lift* yang sudah di *training* pada tahap sebelumnya, mesin dapat memberikan rekomendasi menu makanan yang dapat ditawarkan kepada konsumen. Selanjutnya, algoritma *Apriori* dapat memberikan rekomendasi ketika konsumen memilih menu makanan pertama yang ingin dipesan dan dikenali oleh sistem sebagai X1.

Gambar 9 menunjukkan hasil segmentasi menu konsumen jika konsumen membeli menu makanan pertama yaitu “ayam geprek”.

```
def get_product_recommendations(product):
    product_rules = rules[rules['antecedents'] == frozenset({product})]
    return product_rules.sort_values('lift', ascending=False)

print("\nRecommendations for people who bought Ayam Geprek:")
bread_recommendations = get_product_recommendations('Ayam Geprek')
print(bread_recommendations[['antecedents', 'consequents', 'confidence', 'lift']])
```

Recommendations for people who bought Ayam Geprek:			
antecedents	consequents	confidence	lift
631 (Ayam Geprek)	(Teh Ice, Tempe Mendoan)	0.291811	1.646467
44 (Ayam Geprek)	(Teh Ice)	0.687841	1.506010
601 (Ayam Geprek)	(Teh Ice, Salad Slice BBQ Chicken)	0.220347	1.332124
576 (Ayam Geprek)	(Teh Ice, Salad Chicken Katsu)	0.235732	1.314633
48 (Ayam Geprek)	(Tempe Mendoan)	0.394045	1.297078
31 (Ayam Geprek)	(Rice Bowl Chicken Katsu)	0.269975	1.179188
35 (Ayam Geprek)	(Salad Chicken Katsu)	0.346098	0.891991
39 (Ayam Geprek)	(Salad Slice BBQ Chicken)	0.318114	0.869391

Gambar 10. Hasil Segmentasi Menu Makanan

Gambar 10 menunjukkan, jika konsumen membeli menu *ayam geprek* dan karyawan memasukkan data pesanan ke dalam sistem, maka sistem akan memberikan rekomendasi menu lain yang paling diminati konsumen dengan preferensi menu *ayam geprek* yang sama. Sistem dengan algoritma *Apriori* menunjukkan bahwa jika pesanan pertama adalah *ayam geprek* maka menu lain yang paling direkomendasikan adalah *es teh* dan *tempe mendoan*. Pada rekomendasi kedua adalah *salad slide BBQ chicken*, dan ketiga *Salad Chicken Katsu*. Sistem akan memberikan hasil rekomendasi perpaduan menu makanan yang berbeda bergantung pada menu makanan pertama yang dipesan. Gambar 11 menunjukkan hasil rekomendasi lain jika menu makanan yang dipesan adalah *Salad Slice BBQ Chicken*.

```
def get_product_recommendations(product):
    product_rules = rules[rules['antecedents'] == frozenset({product})]
    return product_rules.sort_values('lift', ascending=False)

print("\nRecommendations for people who bought Salad Slice BBQ Chicken:")
bread_recommendations = get_product_recommendations('Salad Slice BBQ Chicken')
print(bread_recommendations[['antecedents', 'consequents', 'confidence', 'lift']])
```

Recommendations for people who bought Salad slice BBQ Chicken:			
antecedents	consequents	confidence	lift
293 (Salad Slice BBQ Chicken)	(Tempe Mendoan)	0.346236	
250 (Salad Slice BBQ Chicken)	(Salad Chicken Katsu)	0.401989	
288 (Salad Slice BBQ Chicken)	(Teh Ice)	0.452060	
216 (Salad Slice BBQ Chicken)	(Rice Bowl Chicken Katsu)	0.202060	
38 (Salad Slice BBQ Chicken)	(Ayam Geprek)	0.227628	

Gambar 11. Hasil Segmentasi Menu Makanan *Salad Slice BBQ Chicken*

Gambar 11 menunjukkan bahwa sistem memiliki kemampuan untuk melakukan penyesuaian terhadap rekomendasi perpaduan menu makanan bergantung pada menu makanan pertama yang dipesan oleh konsumen. Gambar 11 menunjukkan jika konsumen membeli produk makanan *Salad Slice BBQ Chicken*, maka sistem akan memberikan rekomendasi menu *tempe mendoan*, *salad chicken katsu*, *es teh*, *rice bowl chicken katsu*, dan *ayam geprek*. Gambar 10 dan Gambar 11 memberikan jumlah hasil rekomendasi yang berbeda, di mana pada Gambar 10 memberikan delapan rekomendasi perpaduan dan pada Gambar 11 memberikan lima rekomendasi perpaduan menu makanan. Hal ini dikarenakan sistem akan memberikan rekomendasi sampai dengan total nilai *confidence* yang didapatkan sama dengan satu.

4.2 Pengujian Algoritma

Seperti yang sudah dijelaskan, algoritma apriori digunakan untuk memberikan rekomendasi menu makanan pada konsumen berdasarkan segmentasi menu yang sudah dibeli sebelumnya. Hal ini didasari pada permasalahan waktu yang cukup lama yang dibutuhkan konsumen dalam memesan menu makanan dan sedikitnya variasi makanan yang terjual. Permasalahan tersebut dianggap tidak efektif dan efisien yang dapat dilihat dari banyaknya konsumen yang merasa memerlukan waktu lebih

lama dalam memesan makanan dan miminya variasi menu makanan yang dipesan[8]. Sebagai langkah untuk mengetahui sejauh mana algoritma apriori dapat menyelesaikan permasalahan tersebut, peneliti melakukan pengujian akurasi algoritma dengan menggunakan pendekatan empiris.

1) Melakukan uji coba pemesanan menu makanan secara manual

Peneliti melakukan uji coba yang dilakukan terhadap 10 konsumen yang datang memesan menu makanan di Resto Sebelas Rasa. Dari 10 konsumen didapatkan data berupa waktu yang dibutuhkan untuk memesan makanan terhitung sejak konsumen datang memasuki resto dan variasi menu makanan yang dipesan oleh 10 konsumen. Tabel 4 menunjukkan hasil pengujian pemesanan menu secara manual.

Tabel 4. Pemesanan Menu Makanan Manual

Konsumen	Waktu Pemesanan (menit)	Variasi Menu
Konsumen-1	20	2
Konsumen-2	10	3
Konsumen-3	15	3
Konsumen-4	10	4
Konsumen-5	20	4
Konsumen-6	15	4
Konsumen-7	20	5
Konsumen-8	15	3
Konsumen-9	25	2
Konsumen-10	10	2
Rata-rata	16	3

Berdasarkan 10 sampel data uji yang beragam pada Tabel 4, diperoleh waktu rata-rata yang dibutuhkan konsumen untuk memesan makanan adalah 16 menit. Waktu ini dianggap sebagai standar waktu yang dibutuhkan dalam memesan makanan, sehingga waktu pemesanan akan dianggap lebih efisien ketika waktu yang dibutuhkan konsumen lebih cepat dari rata-rata. Dengan demikian, dianggap jika konsumen memesan dalam waktu ≤ 16 menit dianggap bahwa waktu pemesanan sudah efisien, sedangkan jika waktu pemesanan > 16 menit dianggap tidak efisien. Selain itu, dari 10 konsumen juga diperoleh data berupa variasi produk yang dibeli oleh konsumen. Berdasarkan data penelitian, didapatkan hasil bahwa rata-rata variasi produk yang dibeli oleh konsumen adalah 3 produk. Berbeda dengan waktu pemesanan yang semakin sedikit menjadi lebih efisien, pada variasi produk jika produk yang dipesan lebih banyak maka penjualan menjadi lebih efektif. Dengan demikian, diasumsikan bahwa jika pembelian variasi produk > 3 maka dianggap penjualan sudah efektif, sebaliknya jika ≤ 3 maka variasi produk dianggap tidak efektif. Berdasarkan asumsi tersebut, efektifitas berbelanja dalam restoran disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Efisiensi Waktu dan Efektifitas Penjualan

Konsumen	Waktu Pemesanan (menit)	Efisiensi Waktu	Variasi Menu	Efektifitas Penjualan
Konsumen-1	20	Tidak Efisien	2	Tidak Efektif
Konsumen-2	10	Efisien	3	Tidak Efektif
Konsumen-3	15	Efisien	3	Tidak Efektif
Konsumen-4	10	Efisien	4	Efektif
Konsumen-5	20	Tidak Efisien	4	Efektif
Konsumen-6	15	Efisien	4	Efektif
Konsumen-7	20	Tidak Efisien	5	Efektif
Konsumen-8	15	Efisien	3	Tidak Efektif
Konsumen-9	25	Tidak Efisien	2	Tidak Efektif
Konsumen-10	10	Efisien	2	Tidak Efektif
Rata-rata	16		3	

Berdasarkan tabel 5, terdapat 4 konsumen dari 10 konsumen yang membutuhkan waktu pemesanan > 16 menit sehingga dikatakan waktu pemesanan tidak efisien. Sedangkan terdapat 6 dari 10 konsumen yang memiliki variasi menu ≤ 3 jenis, sehingga dikatakan bahwa strategi penjualan masih belum efektif. Dengan menggunakan *recognition rate* dalam menentukan tingkat akurasi berbelanja pada resto sebelas rasa diperoleh:

a. *Recognition Rate Efisiensi Waktu*

$$\text{Recognition Rate Efisiensi Waktu (\%)} = 6/10 \times 100\% = 60\%$$

b. *Recognition Rate Efektivitas Penjualan*

Recognition Rate Efektivitas Penuaian (%) = $4/10 \times 100\% = 40\%$

2) Melakukan uji coba pemesanan menu makanan dengan rekomendasi sistem menggunakan algoritma *Apriori*

Setelah sistem rekomendasi menu makanan di implementasikan di resto Sebelas Rasa, peneliti memilih responden yang berbeda untuk menguji seberapa efektif algoritma ini meningkatkan efisiensi dan variasi penjualan menu makanan. Setiap responden yang dipilih membeli jumlah barang yang sama dengan minimal satu jenis menu yang sama. Dari hasil pengujian diperoleh hasil pembelian menu makanan seperti yang ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Pemesanan menu makanan dengan algoritma apriori

Konsumen	Waktu Pemesanan (menit)	Variasi Menu
Konsumen-11	15	4
Konsumen-12	16	3
Konsumen-13	12	3
Konsumen-14	10	4
Konsumen-15	14	2
Konsumen-16	7	4
Konsumen-17	15	5
Konsumen-18	10	3
Konsumen-19	17	2
Konsumen-20	10	3

Pada hasil pengujian dapat ditarik kesimpulan terkait efisiensi berbelanja dan variasi penjualan menu makanan setelah digunakannya algoritma apriori dalam memberikan rekomendasi menu makanan berdasarkan tren pembelian konsumen. Hasil pengujian efisiensi dan variasi penjualan menu makanan disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Efisiensi Waktu dan Efektifitas Penjualan dengan Apriori

Konsumen	Waktu Pemesanan (menit)	Efisiensi Waktu	Variasi Menu	Efektifitas Penjualan
Konsumen-11	15	Efisien	4	Efektif
Konsumen-12	16	Efisien	3	Efektif
Konsumen-13	12	Efisien	3	Efektif
Konsumen-14	10	Efisien	4	Efektif
Konsumen-15	14	Efisien	2	Tidak Efektif
Konsumen-16	7	Efisien	4	Efektif
Konsumen-17	15	Efisien	5	Efektif
Konsumen-18	10	Efisien	3	Efektif
Konsumen-19	17	Tidak Efisien	2	Tidak Efektif
Konsumen-20	10	Efisien	3	Efektif

Berdasarkan tabel 6, dapat diketahui bahwa pada efisiensi waktu terdapat 9 dari 10 konsumen yang memesan makanan dengan waktu ≤ 16 menit. Sehingga terdapat 9 dari 10 konsumen yang telah berhasil memesan menu makanan dengan waktu yang efisien. Pada efektifitas penjualan juga terdapat 8 dari 10 konsumen yang telah memesan ≥ 3 menu makanan pada sekali transaksi pembelian. Dengan demikian, dapat dikatakan bahwa resto berhasil melakukan penjualan yang efektif terhadap 8 dari 10 konsumen yang datang. Dengan menggunakan *recognition rate* dalam menentukan tingkat akurasi berbelanja pada resto sebelas rasa setelah menggunakan sistem rekomendasi dengan algoritma apriori diperoleh:

a. *Recognition Rate Efisiensi Waktu*

Recognition Rate Efisiensi Waktu (%) = $9/10 \times 100\% = 90\%$

b. *Recognition Rate Efektivitas Penjualan*

Recognition Rate Efektivitas Penuaian (%) = $8/10 \times 100\% = 80\%$

Dari hasil perhitungan *recognition rate*, diketahui bahwa efisiensi waktu pembelian sebelum dan setelah resto menggunakan sistem rekomendasi dengan algoritma apriori mengalami peningkatan yang cukup signifikan. Jika sebelum digunakannya sistem rekomendasi, terdapat 60% konsumen yang sudah melakukan aktivitas pemesanan menu makanan dengan efisien, angka ini meningkat menjadi

90% setelah digunannya sistem rekomendasi. Begitu pula, pada efektifitas penjualan, jika sebelum menggunakan sistem rekomendasi dengan algoritma *Apriori*, pihak resto hanya mampu melakukan efektifitas penjualan sebesar 40%, angka ini meningkat menjadi 80% setelah pihak resto menggunakan sistem rekomendasi dengan algoritma *Apriori*.

4.3 Pembahasan

Hasil pengujian pada penelitian ini menunjukkan algoritma *Apriori* berhasil mencapai tingkat efektifitas 80% dalam memberikan rekomendasi menu makanan. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis asosiasi antar item mampu menghasilkan rekomendasi yang relevan dan sesuai dengan pola konsumsi konsumen. Hasil ini juga membuktikan bahwa algoritma *Apriori* masih efektif digunakan dalam konteks sistem rekomendasi berbasis transaksi.

Tingkat keberhasilan 80% dari algoritma *Apriori* sebagai sistem rekomendasi dalam penelitian saat ini adalah pencapaian yang relevan dan sejalan dengan penelitian-penelitian terdahulu yang sejenis, seperti dalam [22] dan [23], bahkan melampaui sebagian dari mereka [24]. Hal ini mendukung validitas algoritma *Apriori* untuk digunakan dalam domain kuliner/rekomendasi menu. Ini juga memperkuat posisi algoritma *Apriori* sebagai metode efektif dan efisien untuk sistem rekomendasi menu, terutama yang berbasis pada asosiasi pola pembelian umum.

5. Simpulan

Penelitian ini berhasil melakukan segmentasi menu makanan berdasarkan tren pembelian konsumen di resto Sebelas Rasa. Diketahui bahwa algoritma apriori memberikan performa yang baik dalam mempelajari pola pembelian menu makanan konsumen. Algoritma *Apriori* juga berhasil mengidentifikasi perpaduan menu makanan dengan mendeteksi nilai *support*, *confidence level*, dan *lift*. *Confidence level* dapat menunjukkan seberapa besar kemungkinan suatu item dipadukan. Selanjutnya, nilai *lift* merupakan nilai yang dapat menunjukkan *performance* seberapa kuat dan seberapa baik perpaduan dari suatu item yang direkomendasikan. Berdasarkan hasil pengujian secara empiris, sistem rekomendasi menu makanan dengan algoritma *Apriori* berhasil meningkatkan efisiensi waktu pembelian dan efektifitas penjualan menu makanan. Pada efisiensi waktu pembelian, algoritma apriori dapat meningkatkan efisiensi dari yang sebelumnya 60% menjadi 90%. Sedangkan, pada efektifitas penjualan, algoritma *Apriori* juga mampu meningkat dari yang sebelumnya sekitar 40% menjadi 80%.

Daftar Referensi

- [1] U. Santoso, M. Gardjito, and E. Harmayani, *Makanan Tradisional Indonesia Seri 2: Makanan Tradisional yang Populer (Sup, Mi, Set Menu Nasi, Nasi Goreng, dan Makanan Berbasis Sayur)*, 2nd ed. Yogyakarta: UGM Press, 2019.
- [2] BPS, *Statistik-Karakteristik-Usaha-2022-2023*, <https://www.bps.go.id/id/publication/2023/12/22/140fcce371d95181d426827c/statistik-karakteristik-usaha-2022-2023.html>, 2023, diakses pada 12-4-2025,
- [3] M. H. F. Fajri, N. N. Zaki, R. A. Pratama, and I. Noviyanti, "Keberlanjutan Usaha Kuliner: Analisis Tantangan Dan Strategi Pengembangan," *Jurnal Masharif Al-Syariah*, vol. 9, no. 3, pp. 2297-2314, 2024, doi: <https://doi.org/10.30651/jms.v9i3.23889>.
- [4] S. Daud, M.L. Fransiska, W.N. Wijaya, & N.M. Augustine. Analisis Inovasi Produk dan Diversifikasi Menu Untuk Meningkatkan Daya Saing (Studi Kasus pada UMKM Kuliner "Dapur Rumi" di Bandar Jaya, Kabupaten Lampung Tengah, Provinsi Lampung). *Yume: Journal of Management*, vol. 8, no. 1, pp. 69-78, 2025
- [5] W. C. Anggundari, A. I. Suroso, and B. Setiawan, "Strategi dan Model Bisnis Usaha Kuliner Pasca Pandemi: Studi Kasus Rumah Makan XYZ," *Jurnal Aplikasi Bisnis dan Manajemen*, vol. 9, no. 1, pp. 239-239, Jan. 2023, doi: 10.17358/jabm.9.1.239.
- [6] A. Muksin, F. Dwi Mulya, and I. R. Hadari, "Pengetahuan Dan Ketrampilan Wirausaha Sebagai Kunci Sukses Bisnis Kuliner," *Ikraith-Ekonomika*, vol. 6, no. 3, pp. 287-292, 2023, doi: 10.37817/ikraith-ekonomika.v6i3.
- [7] B. H. Situmorang, A. Isra, D. Paragya, and D. A. A. Adhieputra, "Apriori Algorithm Application for Consumer Purchase Patterns Analysis," *Komputasi: Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer dan Matematika*, vol. 21, no. 1, pp. 15-20, 2024.
- [8] K. D. Fernanda, A. P. Widodo, and J. Lemantara, "Analysis and Implementation of the Apriori Algorithm for Strategies to Increase Sales at Sakinah Mart," *Juita: Jurnal Informatika*, vol. 11, no. 2, pp. 203–211, Nov. 2023.
- [9] Kavitha and Subbaiah, "Association Rule Mining using Apriori Algorithm for Extracting Product Sales Patterns in Groceries," *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, vol. 8, no. 3, pp. 1-4, 2020. [Online]. Available: www.ijert.org

- [10] H. Xie, "Research and Case Analysis of Apriori Algorithm Based on Mining Frequent Item-Sets," *Open J Soc Sci*, vol. 09, no. 04, pp. 458–468, 2021, doi: 10.4236/jss.2021.94034.
- [11] S. SWaghere, S. Sonar, S. Kawad, and K. Murudkar, "Apriori Algorithm Using Map Reduce," *International Journal of Research & Review (www.ijrrjournal.com)*, vol. 5, no. 3, pp. 129-138, 2018, [Online]. Available: www.ijrrjournal.com
- [12] M. H. Hasibuan and M. Fakhriza, "Apriori Algorithm to Predict Availability of Beauty Products," *Architecture and High Performance Computing*, vol. 6, no. 3, pp.1232-1244, 2024, doi: 10.47709/cnipc.v6i3.4259.
- [13] H. Bin Wang and Y. J. Gao, "Research on parallelization of Apriori algorithm in association rule mining," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2021, pp. 641–647. doi: 10.1016/j.procs.2021.02.109.
- [14] D. Rizaldi and A. Adnan, "Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori: Kasus Transaksi 212 Mart Soebrantas Pekanbaru," *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, vol. 5, no. 1, pp. 31-40, 2021.
- [15] M. Habib Nazlis, F. Insani, A. Nazir, and I. Afrianty, "Implementasi Algoritma Improve Apriori Terhadap Keluarga Beresiko Stunting," vol. 5, no. 3, pp. 740–749, 2024, doi: 10.37859/coscitech.v5i3.8364.
- [16] J. Hong, R. Tamakloe, and D. Park, "Application of association rules mining algorithm for hazardous materials transportation crashes on expressway," *Accid Anal Prev*, vol. 142, p. 105497, Jul. 2020, doi: 10.1016/j.aap.2020.105497.
- [17] C. Wang, "Efficient customer segmentation in digital marketing using deep learning with swarm intelligence approach," *Inf Process Manag*, vol. 59, no. 6, p. 103085, Nov. 2022, doi: 10.1016/j.ipm.2022.103085.
- [18] D. Vyas, "Client Analytics Originated on Segmentaion, Holding Then Apriori Procedure," *IJRAR*, vol. 6, no. 1, pp. 566-569, 2019, [Online]. Available: www.ijrar.org
- [19] S. Wei, Y. Lin, L. Wan, G. Lin, Y. Zhang, and H. Zhang, "Developing a grid-based association rules mining approach to quantify the impacts of urbanization on the spatial extent of mangroves in China," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 102, p. 102431, Oct. 2021, doi: 10.1016/j.jag.2021.102431.
- [20] S. Sugriyono and M. U. Siregar, "Preprocessing kNN algorithm classification using K-means and distance matrix with students' academic performance dataset," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 8, no. 4, pp. 311-316, Oct. 2020, doi: 10.14710/jtsiskom.2020.13874.
- [21] K. Maharana, S. Mondal, and B. Nemade, "A review: Data pre-processing and data augmentation techniques," *Global Transitions Proceedings*, vol. 3, no. 1, pp. 91–99, Jun. 2022, doi: 10.1016/j.gltp.2022.04.020.
- [22] L. Tommy, D. Novianto, & Y.S. Japriadi. Sistem Rekomendasi Hybrid untuk Pemesanan Hidangan Berdasarkan Karakteristik dan Rating Hidangan. *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 4, no. 2, pp. 137-145, 2020.
- [23] A.A. Priatna, R. Megasari, & J. Kusnendar. Penerapan Association Rules Menggunakan Algoritma Apriori Pada Sistem Rekomendasi Pemilihan Resep Obat Berdasarkan Data Rekam Medis. *JATIKOM: Jurnal Aplikasi dan Teori Ilmu Komputer*, vol. 1, no. 2, pp. 55-60, 2018.
- [24] L. Tommy, C. Kirana, & V. Lindawati. Recommender System dengan Kombinasi Apriori dan Content-Based Filtering pada Aplikasi Pemesanan Produk. *J. Teknoinfo*, vol. 13, no. 2, pp. 84-95, 2019.