

IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI UNTUK STRATEGI BUNDLING (STUDI KASUS COFFEE SHOP COTASLICE)

Nuangga Ervin Dwi Syahputra, Ahmad Faisol, Deddy Rudhistiar

Teknik Informatika, Institut Teknologi Nasional Malang

Jalan Raya Karanglo km 2 Malang, Indonesia

2118088@scholar.itn.ac.id

ABSTRAK

Cotaslice adalah sebuah UMKM yang beroperasi di sektor kedai kopi. Cotaslice mengalami berbagai kendala dalam operasionalnya, seperti tantangan dalam memilih paket menu yang sesuai dan lamanya waktu pemesanan oleh konsumen, terutama yang baru. Untuk menyelesaikan masalah tersebut, penelitian ini mengimplementasikan metode algoritma apriori untuk menganalisis data penjualan yang didasarkan pada data transaksi. Dengan menerapkan aturan asosiasi dari algoritma apriori, sistem ini dapat menemukan paket menu yang sering dibeli secara bersamaan, sehingga dapat dirancang rekomendasi paket menu yang sesuai. Output dari sistem ini merupakan rekomendasi paket bundling yang diharapkan dapat meningkatkan efisiensi layanan dan pengalaman pelanggan, serta membantu Cotaslice dalam merumuskan strategi penjualan yang lebih akurat, guna meningkatkan pendapatan dan mengoptimalkan manajemen stok. Pada pengujian yang telah dilakukan untuk parameter nilai min support dan confidence yang paling ideal adalah 0,2 dan confidence 0,6. Pada hasil pengujian yang telah dilaksanakan terhadap 21 pengguna, diperoleh skor sebesar 86% berdasarkan skala *Likert*. Pada pengujian fungsionalitas yang dilakukan menggunakan *blackbox* diujikan terhadap 3 halaman sehingga didapatkan hasil 100% valid.

Kata kunci : *UMKM, Cotaslice, algoritma apriori, data mining, sistem rekomendasi*

1. PENDAHULUAN

Usaha Mikro Kecil Menengah (UMKM) memiliki peran penting dalam pertumbuhan ekonomi. Cotaslice merupakan salah satu UMKM yang bergerak dalam bidang coffee shop yang berdiri sejak desember.

Pertumbuhan pesat industry coffee shop di Malang mendorong persaingan yang semakin ketat. Untuk tetap bertahan, Cotaslice perlu memahami preferensi pelanggan dan menyusun paket menu yang relevan. Saat ini, Cotaslice menghadapi kendala dalam beberapa hal, seperti lamanya proses pemesanan dan pelanggan kesulitan dalam memilih menu, terutama pada pelanggan baru.

Kesulitan untuk membuat paket menu yang akan di beli pelanggan secara bersamaan merupakan isu utama yang dihadapi oleh Cotaslice. Dengan adanya catatan data transaksi yang sudah ada menjadi salah satu aset yang dapat dimanfaatkan untuk mendapatkan informasi yang lebih rinci terkait menu apa yang kerap dipesan oleh pelanggan.

Dengan memanfaatkan data transaksi yang telah dimiliki, Cotaslice dapat menganalisis pola pembelian pelanggan menggunakan metode data mining. Salah satu metode yang relevan adalah algoritma apriori [9], yang dapat mengidentifikasi kombinasi item yang sering dibeli secara bersamaan. Implementasi algoritma ini diharapkan dapat membantu menyusun paket menu yang relevan, meningkatkan efisiensi pemesanan, dan mendorong peningkatan penjualan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Ani Pitriya Rizki, dkk pada tahun 2024. Restoran ini membutuhkan strategi untuk tetap menjadi pilihan

utama pelanggan. Sistem rekomendasi yang dikembangkan dalam penelitian ini menggunakan teknologi data mining untuk menganalisis data transaksi dan menghasilkan rekomendasi paket menu yang inovatif. Dengan menggunakan nilai minimum support sebesar 2% dan minimum Confidence sebesar 70%, sistem ini berhasil menghasilkan rekomendasi paket menu dengan nilai lift ratio yang signifikan, mencapai 3,64, yang menunjukkan tingkat validitas asosiasi yang tinggi. Hasilnya diharapkan dapat meningkatkan penjualan, memperbaiki pengalaman pelanggan, dan meningkatkan efisiensi pengelolaan stok pada restoran. [1]

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Nur Aria Hibnastiar, dkk pada tahun 2025 yang berjudul “Penerapan Algoritma Apriori dalam Menentukan Rekomendasi Paket Produk” bertujuan untuk menentukan paket produk yang biasa dibeli oleh konsumen menggunakan algoritma apriori. Dengan algoritma apriori bertujuan untuk mengidentifikasi pola hubungan antara produk dan data transaksi. Hasil uji dapat memberitahu bahwa algoritma Apriori berhasil mengidentifikasi produk yang sering dibeli secara bersamaan. Namun, penerapan langsung algoritma ini menghasilkan rekomendasi produk yang berulang. Untuk meningkatkan relevansi rekomendasi, penelitian tersebut menambahkan parameter kategori guna membatasi pola hubungan yang sama atau berulang. [2]

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Oktalia Kumala Sari, dkk pada tahun 2023 yang berjudul “Aplikasi Berbasis Web Menggunakan Apriori Untuk Rekomendasi Bundling Produk Sembako” bertujuan untuk mendapatkan karakteristik pembelian pelanggan

atau jumlah pelanggan yang melakukan pembelian sembako secara bersamaan. Penelitian ini berusaha untuk mengembangkan sistem website dengan menggabungkan algoritma apriori untuk tahapan rekomendasi pengemasan barang pangan utama. Uji menunjukkan bahwa algoritma Apriori dengan support minimal 50% dan confidence minimal 50% memproduksi tujuh kombinasi set item terbaik. Hasil optimal mencakup nilai support sebesar 95,38 persen, tingkat kepercayaan seratus persen, dan rasio lift 1,97. [3]

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Violita Eka Putri, dkk pada tahun 2025. Premium Salad.co berencana merancang rencana pemasaran dalam bentuk saran kombinasi menu dengan mempertimbangkan menu yang sering dibeli oleh konsumen secara bersamaan, langkah tersebut diambil agar menarik minat konsumen saat menentukan menu, untuk peningkatan keuntungan penjualan, serta mendistribusikan penjualan produk secara merata. Penelitian ini memadukan dua pendekatan, yakni k-means dan apriori, yang bertujuan untuk mendapatkan aturan asosiasi yang beragam dan lebih relevan untuk menyelesaikan kendala yang diperlukan. [4]

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Indra Irawan, dkk pada tahun 2025. Pada penelitian ini memiliki tujuan untuk meningkatnya keakuratan bundling produk, kesenangan konsumen, dan pengoptimalan penjualan secara menyeluruh dengan metode algoritma apriori. Hasil yang diharapkan dapat menghasilkan bundling produk yang tepat untuk konsumen. Proses implementasi melibatkan perhitungan tingkat kemunculan (support), kekuatan hubungan (confidence), dan rasio keterkaitan (lift ratio) dari paket produk dalam transaksi. [5]

2.1. Coffe Shop

Kedai kopi pada awalnya menawarkan lokasi untuk menikmati kopi dengan cepat. Namun, karena pertumbuhan serta tingginya minat pelanggan yang terus meningkat dan tiada henti, coffee shop pun berkembang menjadi seperti saat ini. Pada mulanya, mengonsumsi kopi merupakan tradisi masyarakat Indonesia sejak zaman lampau. Sebab Indonesia merupakan negara yang memproduksi biji kopi terbaik di dunia. Kedai kopi kini telah menjadi peluang usaha yang menjanjikan, pertumbuhan kedai kopi di Indonesia telah berkembang pesat di berbagai kota besar maupun kecil yang kini mempunyai banyak sekali toko kopi yang tersebar, sekalipun tetap memiliki spesifikasi dan target pasar yang bervariasi. Asal mula dari toko kopi ini berasal dari Amerika, dengan karakteristik service dan penyajian yang segera. Makanan yang biasanya telah disajikan dalam satu tempat saji atau yang dikenal dengan istilah “ready on the plate” dan dalam tipe service disebut American Service. Kedai kopi tersebut termasuk kedalam kategori restoran yang santai. [6]

2.2. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori termasuk dalam salah satu metode yang sering digunakan pada bidang data mining. Yang pertama menemukan Algoritma Apriori ini adalah Agrawal dan rekannya pada tahun 1994 [10]. ditemukan dikemukakan pertama kali oleh Agrawal dan rekan pada tahun 1994. Algoritma Apriori merupakan satu diantara nya yang menjadi sangat populer dalam mengidentifikasi dan menelaah aturan asosiasi dalam himpunan data transaksi. [1].

Algoritma Apriori merupakan metode yang sering digunakan untuk *Market Basket Analysis* (MBA) karena kemampuannya mengidentifikasi aturan asosiasi yang relevan dalam data berukuran besar seperti yang ditemukan pada penelitian.[7]

2.3. Support

Dukungan dari suatu aturan asosiasi adalah persentase transaksi dalam basis data yang mencakup item - item tertentu, ibarat item A dan item B. Dengan kata lain, dukungan menunjukkan frekuensi A dan B muncul bersamaan dalam transaksi. [2]

$$\text{Support}(A) = \frac{\Sigma \text{Transaksi yang terdapat prod}}{\Sigma \text{transaksi}} \times 100\% \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \text{Support}(A, B) &= (\Sigma \text{Transaksi yang mengandung } A \& B) / (\Sigma \text{transaksi}) \times 100\% \end{aligned} \quad (2)$$

2.4. Confidence

Confidence pada sebuah aturan asosiasi merupakan ukuran seberapa akurat aturan tersebut, yaitu persentase transaksi yang terdapat item A juga terdapat item B. Dengan confidence, memungkinkan menilai kekuatan hubungan antara item dalam aturan asosiasi.[2]

$$\begin{aligned} \text{Confidence}(A, B) &= \frac{\Sigma \text{Jumlah Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\Sigma \text{transaksi mengandung } A} * \end{aligned} \quad (3)$$

2.5. Lift Ratio

Rasio kenaikan (lift ratio) merupakan indikator yang digunakan untuk menilai sejauh mana kekuatan aturan asosiasi yang terbentuk. Penggunaan nilai rasio kenaikan berperan sebagai kriteria untuk menentukan validitas atau ketidakvalidan suatu aturan asosiasi. Nilai lift ratio dikatakan optimal jika lebih dari satu. Hal tersebut memberitahu bahwa terdapat hubungan yang signifikan antara item – item dalam aturan asosiasi. Meningkatnya nilai lift ratio, mengidentifikasi bahwa item ini memiliki hubungan yang kuat. Dengan demikian, nilai *lift ratio* melebihi satu mengindikasikan hubungan yang kuat antar kombinasi dalam aturan asosiasi. [1] Rumus perhitungan *lift ratio* sebagai berikut :

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

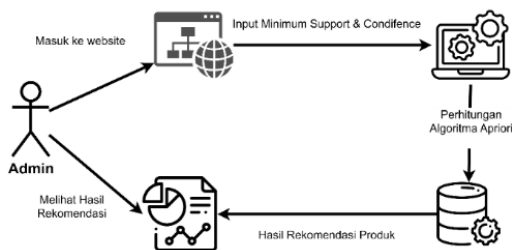
2.6. Laravel

Laravel merupakan suatu *Framework* PHP yang bersifat *open source* yang dibuat oleh Taylor Otwell dengan lisensi dibawah MIT *License*. Laravel dirancang untuk mendukung para pengembang terutama dalam membangun sebuah situs *web* dengan sintaks yang sederhana, elegan, ekspresif dan menyenangkan [8]. Framework Laravel merupakan framework yang sangat terkenal untuk pengembangan perangkat lunak berbasis *website*.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Diagram Blok Sistem

Berdasarkan penelitian yang dilakukan, gambar 1 merupakan diagram blok sistem yang digunakan.

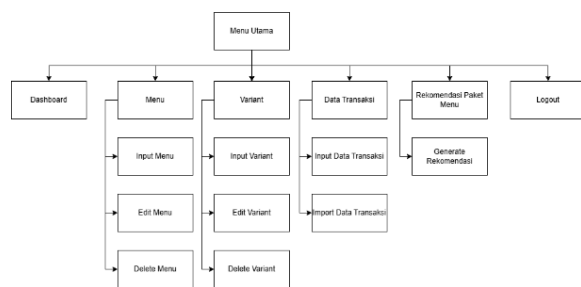


Gambar 1. Diagram Blok Sistem

Yang dapat mengakses *website* bundling paket menu merupakan admin, didalam *website* tersebut admin dapat memasukkan minimum support dan confidence sesuai kebutuhan untuk indikator algoritma apriori, hasil perhitungan akan tersimpan di database dan admin bisa melihat hasil perhitungan untuk bundling paket menu.

3.2. Struktur Menu Sistem Bundling

Sistem bundling yang dibuat akan memiliki struktur menu sistem bundling seperti berikut :



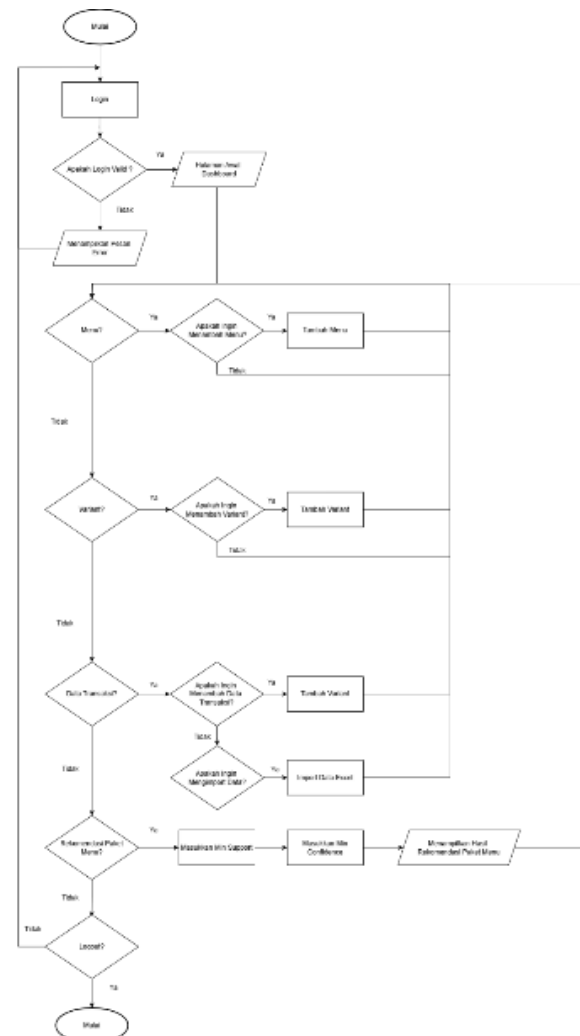
Gambar 2. Struktur Sistem Bundling

Berdasarkan Gambar 2 merupakan gambaran struktur menu yang akan dikembangkan. Pada *website* harus melakukan login terlebih dahulu, setelah itu terdapat struktur data menu, data transaksi, dan rekomendasi paket produk. Pada data menu dan data transaksi admin bisa melakukan pengelolaan data dengan menambah, mengubah dan menghapus data serta bisa melakukan import data dengan menggunakan format *file Excel*. Lalu pada menu rekomendasi produk memungkinkan user untuk bisa melakukan perhitungan untuk menentukan

rekomendasi paket menu menggunakan metode apriori.

3.3. Flowchart Sistem Bundling

Gambaran umum flowchart pada sistem peramalan yang mau dikembangkan yaitu seperti berikut :



Gambar 3. Flowchart Sistem Bundling

Gambar 3 merupakan flowchart dari sistem yang dimana admin perlu melakukan login. Menginputkan username dan password, bila sukses maka akan dialihkan ke halaman dashboard yang menampilkan total data produk dan total data transaksi. Kemudian, pada halaman data menu, admin dapat menginputkan, mengubah, dan menghapus data produk jika diperlukan. Setelah itu, pada halaman variant admin juga bisa melakukan menambah, mengubah, dan menghapus variant. Pada halaman transaksi admin bisa menambahkan, mengimport, dan menghilangkan data transaksi. Pada halaman rekomendasi paket menu admin menentukan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* yang dibutuhkan, lalu akan melakukan tahapan dan menghasilkan hasil rekomendasi paket menu.

3.4. Normalisasi Data

Sebelum dilakukan nya perhitungan algoritma apriori terdapat normalisasi data terlebih dahulu untuk

mengambil data yang akan diproses. Pada Tabel 1 dibawah ini merupakan data transaksi yang belum dinormalisasi.

Tabel 1. Data Transaksi

id_transaksi	Tanggal	Nama Menu	Items
1	01/01/2024	Sparkling, Pizza, Cotato Friet, Oat Milk, Pasta, Cota Milk	Yuzu Moon, Beefumo, Cotato Friet Large, Outside Mango, Fettucini Carboneira, Flurry Oreo
2	02/01/2024	Oat Milk, Pizza, Sparkling	Chocoside, Cota Bufala, Beefumo, Honey Lime
3	03/01/2024	Cota Milk, Pasta	Chocolate, Berries, Fettucini Carboneira
4	04/01/2024	Pizza, Cota Milk	Beefumo, Ice Cold
...	...	...	...
750	31/12/2024	Pizza, Pizza, Pizza, Pasta, Pasta, Cota Milk, Cota Milk, Cota Milk	Beefumo, Peppe Delight, Cota Bufala Fettucini Carboneira, Fettucini Bolognesia, Matcha, Ice cold, Berries

Pada tabel 2 merupakan data transaksi yang sudah dinormalisasikan, tabel ini memisahkan antara 1 transaksi dengan 1 produk supaya dapat

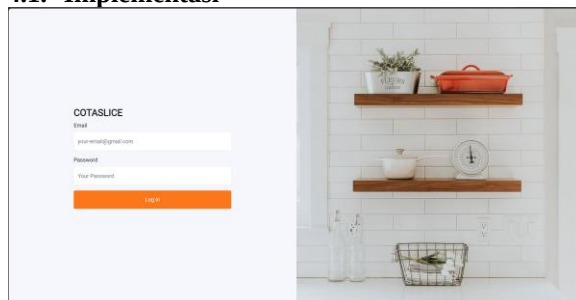
mempermudah melakukan import data dan perhitungan algoritma apriori.

Tabel 2. Normalisasi Data Transaksi

No_transaksi	Tanggal	Nama_Menu	Variant	Harga	Jumlah	Total
1	01-01-2024	Sparkling	Yuzu Moon	18000	1	18000
1	01-01-2024	Pizza	Beefumo	38000	1	38000
1	01-01-2024	Cotato Friet	Cotato Friet Large	20000	1	20000
1	01-01-2024	Oat Milk	Outside Mango	19000	3	57000
1	01-01-2024	Pasta	Fettucini Carboneira	20000	1	20000
1	01-01-2024	Cota Milk	Flurry Oreo	15000	1	15000
2	02-01-2024	Oat Milk	Chocoside	18000	2	36000
2	02-01-2024	Pizza	Cota Bufala	35000	1	35000
2	02-01-2024	Pizza	Beefumo	38000	1	38000
2	02-01-2024	Sparkling	Honey Lime	15000	1	15000
...	...	...	...	...	...	...
750	31/12/2024	Pizza	Beefumo	38000	1	38000
750	31/12/2024	Pizza	Peppe Delight	38000	1	38000
750	31/12/2024	Pizza	Cota Bufala	35000	1	35000
750	31/12/2024	Pasta	Fettucini Carboneira	20000	1	20000
750	31/12/2024	Pasta	Fettucini Bolognesia	18000	1	18000
750	31/12/2024	Cota Milk	Matcha	15000	1	15000
750	31/12/2024	Cota Milk	Ice Cold	12000	1	12000

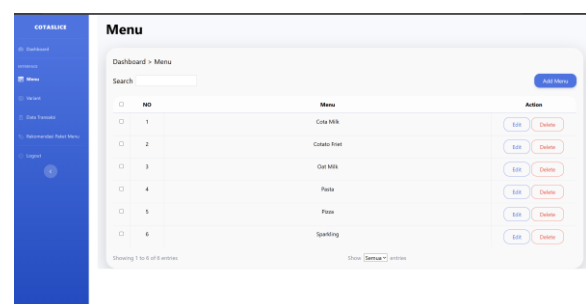
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Implementasi



Gambar 4. Halaman Login

Gambar 4 digunakan untuk dapat masuk pada sistem admin harus memasukkan username dan password yang telah tersimpan pada sistem. Setelah berhasil login, pengguna dapat mengakses semua fitur yang telah tersedia.



Gambar 5. Halaman Menu

Gambar 5 terdapat halaman menu, halaman menu ini digunakan untuk mengelola data menu. Pengguna dapat menambah menu baru, mengedit informasi menu yang ada, dan dapat menghapus menu yang tidak dipakai. Pengguna juga dapat mencari menu berdasarkan kriteria tertentu, sehingga dapat memudahkan pengguna.

ID	Menu	Variant	Harga	Action
1	Cota Miki	Fluffy Ome	15000	Edit Delete
2	Cota Miki	Ice Cold	10000	Edit Delete
3	Cota Miki	Berries	10000	Edit Delete
4	Cota Miki	Matcha	10000	Edit Delete
5	Cota Miki	Chocolate	10000	Edit Delete
6	Cotato Friet	Cotato Friet Large	20000	Edit Delete
7	Cotato Friet	Cotato Friet Regular	10000	Edit Delete
8	Out Miki	Chocolate	10000	Edit Delete
9	Out Miki	Matcha Miki	10000	Edit Delete

Gambar 6 Halaman Variant

Gambar 6 terdapat halaman variant, halaman variant ini digunakan untuk mengelola data variant. Pengguna dapat menambah variant baru, mengedit informasi variant yang ada, dan dapat menghapus variant yang tidak dipakai. Pengguna juga dapat mencari variant berdasarkan kriteria tertentu, sehingga dapat memudahkan pengguna.

No Transaksi	Tanggal	Nama Menu	Variant	Harga	Jumlah	Total	Action
0001	2024-01-01	Pizza	Beefumo	30000	1	30000.00	Delete
0001	2024-01-01	Pasta	Fettucini Carbonara	20000	1	20000.00	Delete
0001	2024-01-01	Cota Miki	Fluffy Ome	15000	1	15000.00	Delete
0001	2024-01-01	Cotato Friet	Cotato Friet Large	20000	1	20000.00	Delete
0001	2024-01-01	Spamling	Yaku Mison	18000	1	18000.00	Delete
0002	2024-01-02	Pizza	Cota Bufala	30000	1	30000.00	Delete
0002	2024-01-02	Pizza	Beefumo	30000	1	30000.00	Delete
0002	2024-01-02	Out Miki	Chocolate	10000	2	20000.00	Delete

Gambar 7 Halaman Transaksi

Gambar 7 terdapat halaman transaksi, halaman transaksi ini ditujukan untuk mengelola dan menampilkan transaksi yang telah dilakukan pada sistem. Pada halaman transaksi ini pengguna dapat menambahkan transaksi baru, menghapus transaksi yang tidak digunakan, dan dapat mengimport excel data transaksi. Halaman ini juga menyediakan fitur pencarian untuk memudahkan pengguna dalam menemukan transaksi berdasarkan kriteria tertentu.

No	Variant	Frekuensi Variant	Support
1	beefumo	493	0.0502
2	pepper-delight	354	0.0426
3	cota-bufala	325	0.0409
4	fettucini-carbonara	313	0.0479
5	ice-cold	277	0.0909
6	matcha	224	0.0409
7	fettucini-carbonara	197	0.0603
8	berries	170	0.0270
9	chocolate	119	0.0309
10	matcha-miki	86	0.0168
11	pepper-mison	74	0.0080

Gambar 8 Halaman Rekomendasi Paket Menu

Gambar 8 terdapat halaman rekomendasi paket menu, pada halaman ini menampilkan frekuensi dan support dari variant. Pada halaman ini juga terdapat filtering tanggal untuk memudahkan pengguna akan menggunakan data transaksi dari tanggal berapa hingga tanggal berapa. Jika sudah menentukan tanggal pengguna harus memasukkan min support dan min confidence yang diinginkan. Hasil rekomendasi paket menu terdapat gambar 9.

No	Antecedent	Consequent	Support	Confidence	Lift Ratio	Frekuensi	Evaluasi
1	cota-bufala	beefumo	0.2977	0.6862	1.0425	223	Sangat Baik
2	fettucini-carbonara	beefumo	0.2937	0.7029	1.0679	200	Sangat Baik
3	pepper-delight	beefumo	0.287	0.6073	0.9227	215	Lumrah
4	ice-cold	matcha	0.271	0.7329	2.0033	203	Sangat Baik
5	matcha	beefumo	0.2697	0.7372	1.12	202	Sangat Baik
6	fettucini-carbonara	matcha	0.2607	0.6308	1.738	198	Sangat Baik
7	ice-cold	beefumo	0.255	0.6805	1.0476	191	Sangat Baik
8	fettucini-carbonara, ice-cold	ice-cold	0.2523	0.6008	1.0227	189	Sangat Baik
9	ice-cold	cota-bufala	0.2056	0.6101	1.4801	188	Sangat Baik
10	fettucini-carbonara, matcha	beefumo	0.2243	0.6842	1.2829	188	Sangat Baik
11	beefumo, matcha	fettucini-carbonara	0.2243	0.6817	1.9902	188	Sangat Baik
12	beefumo, fettucini-carbonara	matcha	0.2243	0.7636	2.0875	188	Sangat Baik
13	fettucini-carbonara, ice-cold	matcha	0.223	0.8836	2.4754	167	Sangat Baik
14	ice-cold, matcha	fettucini-carbonara	0.223	0.9227	1.8886	167	Sangat Baik

Gambar 9 Halaman Hasil Rekomendasi Paket Menu

4.2. Pengujian Nilai Min Support dan Min Confidence

Min support dan *confidence* merupakan parameter yang dibuat untuk mengenali rancangan asosiasi antar produk yang signifikan pada data transaksi. Pengujian berikut digunakan untuk mengevaluasi dampak perubahan nilai *min support* dan *confidence* berdasarkan jumlah aturan asosiasi yang didapatkan, pengujian berikut dapat menentukan parameter paling efektif untuk mendukung sistem rekomendasi paket menu.

Tabel 3 Pengujian Petama *Min Support* 0.01 dan *Confidence* 0.03

No	Antecedent	Consequent	Support	Confidence
1	Beefumo	Cota Bufala	0.2977	0.4523
2	Beefumo	Fettucini Carboneira	0.2937	0.4462
3	Beefumo	Peppe Delight	0.287	0.4361
4	Ice Cold	Matcha	0.271	0.7329
5	Beefumo	Matcha	0.2697	0.4097
...	...	...	...	...
12945	Berries	Cotato Friet Large	0.0107	0.0471

Pada Tabel 3 dilakukan pengujian menggunakan parameter *min support* 0.01 dan *confidence* 0.03. Hasil pada pengujian menyatakan bahwa aturan asosiasi yang terbentuk sebanyak 12.945. Dari parameter tersebut terdapat nilai support terendah 0. 0107 dan yang tertinggi 0. 2977.

Tabel 4 Pengujian Kesepuluh *Min Support* 0.2 dan *Confidence* 0.6

No	Antecedent	Consequent	Support	Confidence
1	Cota Bufala	Beefumo	0.2977	0.6862
2	Fettucini Carboneira	Beefumo	0.2937	0.7029
3	Peppe Delight	Beefumo	0.287	0.6073
4	Ice Cold	Matcha	0.271	0.7329
5	Matcha	Beefumo	0.2697	0.7372
...	...	...	...	...
18	Ice Cold, Matcha	Beefumo	0.2056	0.7586

Pada Tabel 4 dilakukan pengujian menggunakan parameter *min support* 0.2 dan *confidence* 0.6. Hasil pada pengujian menyatakan bahwa aturan asosiasi yang terbentuk sebanyak 18. Dari parameter tersebut terdapat nilai *support* terendah 0.2056 dan yang tertinggi 0.2977.

Setelah dilakukan pengujian sebanyak 10 kali, dapat disimpulkan bahwa menggunakan *min support* 0.2 dan *min confidence* 0.6 sudah sangat baik dan tidak terlalu banyak kandidat item yang bisa menyebabkan user kebingungan.

4.3. Pengujian Fungsional

Tabel 5 Pengujian *Black box*

Halaman	Aktifitas Pengujian	Hasil yang Diharapkan	Hasil Pengujian	Status
Login	Memasukkan email dan password yang benar	Sistem memberikan akses dan mengarahkan kehalaman dashboard	Sistem memberikan akses dan mengarahkan kehalaman dashboard	Valid
Dashboard	Menampilkan data pada dashboard sesuai dengan data aktual pada sistem	Menampilkan informasi terkini sesuai dengan data terbaru dalam sistem	Menampilkan informasi terkini sesuai dengan data terbaru dalam sistem	Valid
Rekomendasi Paket Menu	Buat rekomendasi paket menu	Dapat menghasilkan hasil rekomendasi paket menu dan mengarahkan ke halaman hasil rekomendasi paket menu	Dapat menghasilkan hasil rekomendasi paket menu dan mengarahkan ke halaman hasil rekomendasi paket menu	Valid

Pada Tabel 5 melakukan pengujian fungsional menggunakan metode *Blackbox*, pada pengujian tersebut diujikan terhadap 3 halaman sehingga didapatkan hasil 100% valid. menunjukkan bahwa seluruh fitur yang diuji dalam sistem beroperasi dengan baik sesuai dengan yang diharapkan. Dengan hasil pengujian tersebut dapat disimpulkan bahwa sistem telah memenuhi persyaratan fungsionalitas yang sudah ditentukan dan bekerja mengikuti pola *design* yang telah ditetapkan.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Pada nilai parameter *minimum support* dan *minimum confidence* yang lebih tinggi dapat memengaruhi pembentukan aturan asosiasi. Hal ini dibuktikan melalui pengujian Nilai Min Support dan Min Confidence, yang menunjukkan bahwa bila *min support* dan *min confidence* semakin tinggi maka aturan yang didapatkan menjadi lebih sedikit dan kualitas yang dihasilkan semakin tinggi. Didapatkan hasil dari pengujian tersebut yaitu *min support* 0,2 dan *min confidence* 0,6. Pada hasil pengujian yang telah dilakukan terhadap 21 pengguna, diperoleh skor sebesar 86% berdasarkan skala *Likert*. Dengan nilai tersebut, aplikasi yang dikembangkan dapat dikategorikan dalam tingkat sangat baik. Temuan ini menunjukkan bahwa aplikasi telah memenuhi ekspektasi pengguna dan berfungsi secara optimal sesuai dengan kebutuhan yang diharapkan. Pada pengujian fungsionalitas yang dilakukan menggunakan *blackbox* diujikan terhadap 3 halaman sehingga didapatkan hasil 100% valid. Mengembangkan sistem yang dapat secara otomatis menentukan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* yang paling optimal, sehingga pengguna tidak perlu lagi mengatur parameter tersebut secara manual. Hal ini akan meningkatkan kenyamanan pengguna dan efisiensi dalam menghasilkan rekomendasi paket menu yang relevan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Rizki, A. P., Auliasari, K., & Rudhistiar, D. (2024). SISTEM REKOMENDASI PENENTUAN PAKET MENU MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 1289-1297.
- [2] Hibernastiar, N. A., Setiawan, A. F., & Susanto, E. H. (2025). Penerapan Algoritma Apriori dalam Menentukan Rekomendasi Paket Produk: Implementation of Apriori Algorithm for Product Bundle Recommendations. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 5(1), 321-331.
- [3] Sari, O. K., & Cherid, A. (2023). Aplikasi Berbasis Web Menggunakan Apriori Untuk Rekomendasi Bundling Produk Sembako. *Bit (Fakultas Teknologi Informasi Universitas Budi Luhur)*, 20(2), 95-102.
- [4] Putri, V. E., & Purnomo, H. D. (2025). INTEGRASI ALGORITMA APRIORI DAN K-MEANS DALAM ANALISIS POLA PEMBELIAN UNTUK MENINGKATKAN STRATEGI PEMASARAN. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 10(1), 409-423.
- [5] Irawan, I., & Harlina, S. (2025). Implementasi Algoritma Apriori Pada Aplikasi Penjualan Buah Berbasis Web. *Jurnal JTik (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, 9(1), 234-243.
- [6] Aryan, E., Zanaria, Y., & Kurniawan, A. (2022). Analisis Perkembangan Coffee Shop Sebagai Salah Satu Peranan UMKM Di Kota Metro (Study Kasus Pada Coffee Shop Janji Jiwa Dan Coffee Et Bien). *Jurnal Akuntansi AKTIVA*, 3(2), 139-145.
- [7] Safitry, D. L., Rosianti, N., Divayaning, E., Zidan, H., Arnesia, Z. J., Paryudi, I., ... & Nursari, S. R. C. (2025). ANALISIS POLA

- PEMBELIAN KONSUMEN
MENGUNAKAN ALGORITMA APRIORI
UNTUK MENENTUKAN STRATEGI
PEMASARAN PRODUK DI TOKO RETAIL
X. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(1), 505-511.
- [8] Wibisono, N. A., Pranoto, Y. A., & Ariwibisono, F. X. (2025). SISTEM REKOMENDASI PEMBELIAN PEMBELIAN PAKET MAKANAN DAN MINUMAN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI. *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains (Jinteks)*, 7(1), 272-281.
- [9] Husain, Y., Oktaviyani, E. D., & Christina, S. (2023). Analisis Perbandingan Algoritma Apriori, FP-Growth, dan Eclat dalam Menemukan Pola Pembelian Konsumen. *KONSTELASI: Konvergensi Teknologi dan Sistem Informasi*, 3(2), 231-243.
- [10] Yanto, R., & Khoiriah, R. (2015). Implementasi Data Mining dengan Metode Algoritma Apriori dalam Menentukan Pola Pembelian Obat. *Creative Information Technology Journal*, 2(2), 102-113.