

Analisis Pola Asosiasi Transaksi dengan Algoritma Frequent Pattern Growth pada Dataset Takeaway Food Orders

Elya Septi Mulyani¹, Natasya Apriesti Putri², Elvi Rariska³, Etis Sunandi⁴

^{1,2,3,4} Statistika, Universitas Bengkulu, Indonesia

Email: ¹elyasepti2@gmail.com, ²natasyaapriesti@gmail.com, ³elvirariska11@gmail.com, ⁴esunandi@unib.ac.id

ABSTRAK

Pesatnya perkembangan sektor bisnis makanan *takeaway* melalui platform digital telah menghasilkan volume data transaksi yang sangat melimpah. Tantangan utama yang dihadapi adalah bagaimana mengekstraksi informasi berharga dari basis data yang besar secara efisien tanpa membebani memori komputer. Penelitian ini mengajukan penggunaan algoritma *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth) untuk memetakan pola keterkaitan antar produk makanan tanpa melalui proses pembangkitan kandidat *itemset* yang berulang. Eksperimen dilakukan pada dataset *Takeaway Food Orders* dari sebuah restoran India di London yang mencakup 13.397 transaksi dengan total 74.818 baris data. Tahapan penelitian diawali dengan pra-pemrosesan data, dilanjutkan dengan konstruksi struktur FP-Tree, hingga penentuan aturan asosiasi yang kuat. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma ini bekerja sangat efektif dalam mengidentifikasi tren pesanan pelanggan. Dengan menerapkan batas *support* 3% dan *confidence* 75%, ditemukan tujuh aturan asosiasi yang signifikan, dengan *Plain Papadum* sebagai konsekuen pada seluruh aturan. Aturan tersebut menunjukkan bahwa *Plain Papadum* memiliki kecenderungan tinggi untuk dipesan bersama *Mint Sauce*, *Onion Chutney*, *Mango Chutney*, *Pilau Rice*, dan *Red Sauce*. Penelitian ini menyimpulkan bahwa penerapan teknik *data mining* berbasis FP-Growth mampu menghasilkan wawasan strategis yang akurat bagi pemilik bisnis kuliner untuk mengoptimalkan paket promosi dan meningkatkan loyalitas konsumen.

Kata Kunci: Algoritma FP-Growth, *Takeaway Food Orders*, *Data Mining*, Aturan Asosiasi, Perilaku Pelanggan

ABSTRACT

The rapid expansion of the takeaway food industry through digital platforms has generated a vast volume of transaction data. A significant challenge lies in efficiently extracting valuable insights from large databases without overtaxing computational memory. This research proposed the implementation of the *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth) algorithm to map association patterns between food items without the need for iterative candidate itemset generation. The experiment was conducted on the *Takeaway Food Orders* dataset from an Indian restaurant in London, comprising 13,397 transactions and 74,818 data rows. The methodology involved data pre-processing, FP-Tree construction, and the determination of strong association rules. Results demonstrated that the algorithm effectively identified customer ordering trends. By applying a 3% support threshold and 75% confidence, seven significant association rules were identified, with *Plain Papadum* serving as the consequent in all rules. These rules indicate that *Plain Papadum* has a high tendency to be ordered together with *Mint Sauce*, *Onion Chutney*, *Mango Chutney*, *Pilau Rice*, and *Red Sauce*. This study concluded that FP-Growth-based data mining provides accurate strategic insights for business owners to optimize promotional bundling and enhance customer loyalty.

Keywords: FP-Growth Algorithm, *Takeaway Food Orders*, *Data Mining*, Association Rules, Customer Behavior

Penulis Korespondensi:

Etis Sunandi

Email: esunandi@unib.ac.id

Article Info

Diterima: 24 Maret 2026

Direvisi: 11 April 2026

Disetujui: 22 Agustus 2026

This is an open access article under the [CC BY](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.



1. PENDAHULUAN

Di era digital saat ini, bisnis makanan *takeaway* dan pengantaran makanan lewat aplikasi semakin berkembang pesat. Hal ini didorong oleh semakin banyaknya orang yang menggunakan *smartphone*, koneksi internet yang lebih cepat, serta perubahan kebiasaan masyarakat setelah pandemi. Pasar pengiriman makanan secara global diprediksi mencapai sekitar 288 miliar dolar AS pada tahun 2024 dan terus bertambah hingga lebih dari 500 miliar dolar AS pada tahun 2030 [2]. Di berbagai negara, termasuk Inggris, makanan *takeaway* dari restoran etnis seperti masakan India semakin digemari melalui layanan online. Data transaksi dari pesanan-pesanan ini menyimpan informasi penting tentang kebiasaan pelanggan, terutama kombinasi makanan apa saja yang sering dipesan bersamaan [3], [4].

Dengan memahami pola tersebut, pemilik restoran bisa mengambil langkah yang lebih cerdas, misalnya menyusun rekomendasi menu yang lebih tepat, membuat paket promo *bundling*, menawarkan tambahan produk, serta mengatur stok barang agar lebih efisien dan pelanggan lebih puas [5]. Sayangnya, menggali hubungan antar item makanan dari data transaksi yang jumlahnya sangat besar bukanlah hal mudah. Cara-cara lama seperti algoritma Apriori sering kali memakan waktu lama dan boros memori karena harus memeriksa data berulang-ulang, terutama jika datanya mencapai puluhan ribu transaksi [6].

Beberapa penelitian terdahulu sudah membuktikan bahwa teknik *association rule mining* dalam *data mining* sangat membantu untuk menemukan pola pembelian, baik di toko ritel maupun di dunia makanan seperti restoran cepat saji atau pesanan online [7], [8]. Di antara berbagai metode, algoritma FP-Growth (*Frequent Pattern Growth*) sering dipilih karena lebih cepat dan hemat daya. Algoritma ini menggunakan struktur bernama *FP-Tree* untuk menyimpan informasi secara ringkas, sehingga tidak perlu membuat daftar kandidat item berulang seperti pada Apriori [9], [10]. Beberapa studi baru-baru ini sudah menerapkan FP-Growth untuk kasus serupa, misalnya merekomendasikan paket makanan di restoran bakso [11] maupun mengamati pola pesanan di kedai cepat saji [12]. Selain itu, konsep *association rule mining* pertama kali diperkenalkan oleh Agrawal dkk. melalui pendekatan *market basket analysis* untuk menemukan hubungan antar item dalam data transaksi skala besar, yang kemudian menjadi dasar pengembangan algoritma *frequent pattern* seperti FP-Growth [13]. Meski begitu, penerapan pada data pesanan *takeaway* dari restoran India di London masih belum banyak dibahas secara mendalam, terutama dalam penelitian di Indonesia yang lebih sering membahas ritel biasa atau usaha kecil lokal.

Penelitian ini bertujuan untuk menemukan pola keterkaitan antar item makanan pada data transaksi *takeaway* yang besar dan rumit menggunakan algoritma FP-Growth, sehingga dapat menghasilkan aturan asosiasi yang akurat, cepat diproses, dan benar-benar berguna bagi pemilik restoran dalam meningkatkan strategi penjualan dan kepuasan pelanggan. Untuk mencapai hal tersebut, algoritma FP-Growth diterapkan pada dataset *Takeaway Food Orders* yang berisi sekitar 13.397 transaksi dan total 74.818 baris data dari restoran India di London, dengan proses dilakukan menggunakan bahasa pemrograman R mulai dari mengimpor data, memilih kolom Order Number dan Item Name, membersihkan data, mengelompokkan item per pesanan, menghitung frekuensi item, menentukan batas minimum support dan confidence, membangun *FP-Tree*, hingga menghasilkan aturan asosiasi yang kuat.

Penelitian ini mengusulkan pendekatan data mining berbasis *association rule mining* dengan algoritma FP-Growth untuk mengungkap kombinasi makanan yang sering dipesan bersama dalam pesanan *takeaway*. Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan algoritma FP-Growth untuk mengidentifikasi pola asosiasi pada dataset transaksi yang beragam dan rata-rata 5 sampai 6 item per transaksi, serta menjelaskan pola asosiasi yang dihasilkan menjadi rekomendasi strategi penjualan. Hasil penelitian diharapkan dapat menjadi panduan praktis bagi pemilik restoran untuk menyusun paket menu yang lebih menarik, memberikan saran personal kepada pelanggan, serta meningkatkan penjualan secara keseluruhan.

2. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari dataset *Takeaway Food Orders* yang tersedia pada platform Kaggle. Dataset tersebut berisi data transaksi pemesanan makanan *takeaway* dari restoran India yang berlokasi di London, Inggris. Dataset ini terdiri dari sekitar 13.397 transaksi dengan total sekitar 74.818 baris data, di mana setiap baris merepresentasikan satu item makanan yang terdapat dalam suatu pesanan.

Penelitian ini menggunakan pendekatan data mining dengan teknik *association rule mining* menggunakan algoritma FP-Growth untuk menemukan pola keterkaitan antar item makanan dalam transaksi pemesanan. Data mining merupakan teknik analisis data yang digunakan untuk menemukan pola atau pengetahuan baru dari kumpulan data yang besar. Salah satu teknik dalam data mining adalah *association rule mining* yang bertujuan untuk menemukan hubungan antar item dalam suatu transaksi berdasarkan nilai *support* dan *confidence* [5]. Nilai *support* untuk satu item didefinisikan sebagai proporsi jumlah transaksi yang mengandung item tersebut terhadap total seluruh transaksi, yang dirumuskan sebagai berikut [14]:

$$\text{Support}(A) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung } A}{\text{total transaksi}} \quad (1)$$

Nilai *support* untuk kombinasi dua item didefinisikan sebagai proporsi jumlah transaksi yang mengandung kedua item tersebut secara bersamaan terhadap total seluruh transaksi, yang dirumuskan sebagai berikut [14]:

$$\text{Support}(A, B) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung } A \cap B}{\text{total transaksi}} \quad (2)$$

Selanjutnya, nilai *confidence* digunakan untuk mengukur tingkat kepercayaan suatu aturan asosiasi, yaitu seberapa besar kemungkinan suatu item muncul ketika item lain telah muncul sebelumnya, yang dirumuskan sebagai berikut [14]:

$$Confidence = P(A|B) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung } A \cap B}{\text{jumlah transaksi mengandung } A} \quad (3)$$

Algoritma *FP-Growth* (*Frequent Pattern Growth*) merupakan metode yang digunakan untuk menemukan *frequent itemset* secara efisien dengan memanfaatkan struktur data *FP-Tree*, sehingga proses pencarian pola dapat dilakukan tanpa menghasilkan kandidat itemset secara berulang seperti pada algoritma Apriori [7]. Pendekatan ini membuat *FP-Growth* lebih efisien dalam menangani dataset transaksi yang berukuran besar. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa algoritma *FP-Growth* mampu mengidentifikasi pola pembelian pelanggan secara efektif dan menghasilkan aturan asosiasi yang dapat digunakan untuk memahami perilaku konsumen maupun strategi penjualan [15]. Selain itu, algoritma ini juga banyak digunakan dalam analisis pemesanan makanan karena dapat menemukan kombinasi menu yang sering dipesan secara bersamaan dalam transaksi pelanggan [7]. Studi literatur terbaru juga menunjukkan bahwa algoritma *FP-Growth* merupakan salah satu metode *association rule mining* yang paling banyak digunakan karena memiliki efisiensi komputasi yang tinggi dan mampu menangani dataset transaksi yang besar dengan lebih cepat dibandingkan metode klasik seperti Apriori [8].

Proses analisis data dalam penelitian ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman R dengan beberapa tahapan sebagai berikut:

1. Mengimpor *dataset* transaksi ke dalam lingkungan pemrograman R untuk dilakukan proses analisis data.
2. Melakukan seleksi atribut yang digunakan dalam penelitian, yaitu *Order Number* dan *Item Name*, serta melakukan proses pembersihan data untuk memastikan tidak terdapat data yang tidak valid.
3. Mengelompokkan data berdasarkan *Order Number* sehingga setiap transaksi berisi kumpulan item makanan yang dibeli dalam satu pesanan.
4. Menghitung frekuensi kemunculan setiap item dalam seluruh transaksi untuk mengetahui tingkat kemunculan item makanan.
5. Menentukan nilai minimum *support* dan *minimum confidence* sebagai parameter dalam proses pencarian pola asosiasi.
6. Mengurutkan item berdasarkan frekuensi kemunculannya dari yang paling sering hingga yang paling jarang muncul.
7. Membangun struktur *FP-Tree* berdasarkan data transaksi yang telah diurutkan untuk merepresentasikan hubungan antar item dalam transaksi.
8. Membentuk *conditional pattern base* dari setiap item berdasarkan struktur *FP-Tree*.
9. Membentuk *conditional FP-Tree* untuk menemukan *frequent itemset* yang memenuhi nilai *minimum support*.
10. Menghasilkan *frequent pattern* dengan menggabungkan item pada *conditional FP-Tree* sehingga diperoleh kombinasi item yang sering muncul dalam transaksi.
11. Membentuk *association rule* dari *frequent pattern* yang dihasilkan dan menentukan *strong association rule* berdasarkan nilai *minimum confidence*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap awal penelitian ini dilakukan proses ekspor dan impor data transaksi penjualan restoran. Dataset awal yang digunakan terdiri dari 74.818 baris data dengan 6 variabel. Setiap baris merepresentasikan satu item yang dibeli dalam suatu transaksi. Setelah dilakukan identifikasi terhadap *Order Number*, diperoleh sebanyak 13.397 transaksi unik. Hal ini menunjukkan bahwa dalam satu transaksi, pelanggan dapat membeli lebih dari satu item, dengan rata-rata pembelian sekitar 5 hingga 6 item per transaksi. Berikut merupakan tampilan data awal yang digunakan pada penelitian ini:

Tabel 1. Tampilan Data Awal

Order Number	Order Date	Item Name	Quantity	Product Price	Total products
16118	43532.850694444445	Plain Papadum	2	0,8	6
16118	43532.850694444445	King Prawn Balti	1	13,0	6
16118	43532.850694444445	Garlic Naan	1	2,95	6
16118	43532.850694444445	Mushroom Rice	1	3,95	6
16118	43532.850694444445	Paneer Tikka Masala	1	8,95	6
16118	43532.850694444445	Mango Chutney	1	0,5	6
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Selanjutnya melakukan tahap *pre-processing* data. Tahap ini meliputi seleksi atribut, penghapusan data kosong (*missing value*), pembersihan teks, serta penghapusan duplikasi item dalam satu transaksi. Setelah dilakukan *pre-processing* data, jumlah data berkurang dari 74.818 baris data awal menjadi 74.674 baris data bersih, sehingga terdapat 144 baris data yang dihapus karena tidak memenuhi kriteria data yang diperlukan untuk analisis. Data hasil *pre-processing* terdiri dari dua atribut utama yaitu *Order Number* dan *Item Name*, di mana setiap baris merepresentasikan satu item unik dalam suatu transaksi. Data ini kemudian digunakan sebagai input dalam proses analisis *association rule mining*. Berdasarkan hasil pengelompokan, diperoleh sebanyak 13.397 transaksi, dengan rata-rata sekitar 5 hingga 6 item per transaksi.

Tabel 2. Data Setelah Dilakukan *Pre-Processing*

Order Number	Item Name
16118	plain papadum
16118	king prawn balti
16118	garlic naan
16118	mushroom rice
16118	paneer tikka masala

16118

:

mango chutney

:

Kemudian data transaksi dibentuk dengan mengelompokkan item berdasarkan *Order Number*, sehingga setiap baris merepresentasikan satu transaksi yang berisi kumpulan item yang dibeli. Hasilnya diperoleh sebanyak 13.397 transaksi. Hal ini menunjukkan bahwa data yang digunakan memiliki jumlah transaksi yang cukup besar dan beragam, sehingga dapat memberikan hasil analisis yang lebih representatif dalam mengidentifikasi pola pembelian pelanggan.

Tabel 3. Data Transaksi

Order Number	Item
630	onion bhaji
647	onion bhaji
648	onion bhaji
651	onion bhaji
764	onion bhaji
838	onion bhaji
:	:

Dalam penelitian digunakan nilai minimum support sebesar 3%, yang setara dengan minimal kemunculan sebanyak 402 transaksi. Artinya, hanya item atau kombinasi item yang muncul minimal 402 kali yang akan dipertimbangkan sebagai *frequent itemset*. Selain itu, ditetapkan nilai minimum confidence sebesar 75%, yang menunjukkan bahwa suatu aturan asosiasi hanya dianggap kuat jika memiliki tingkat kepercayaan minimal 75%.

Tabel 4. Frequent 1-Itemset

Item Name	Support Count
pilau rice	4721
plain naan	3752
plain papadum	3596
garlic naan	2628
onion bhajee	2401
plain rice	2369
:	:

Berdasarkan hasil perhitungan frequent 1-itemset dengan minimum support sebesar 3%, diperoleh sebanyak 41 item yang memenuhi kriteria. Item dengan frekuensi tertinggi adalah *pilau rice* dengan jumlah kemunculan sebanyak 4.721 transaksi, diikuti oleh *plain naan* sebanyak 3.752 transaksi, dan *plain papadum* sebanyak 3.596 transaksi. Hal ini menunjukkan bahwa item-item tersebut merupakan menu yang paling sering dipesan oleh pelanggan dan memiliki tingkat popularitas yang tinggi. Oleh karena itu, item-item ini berpotensi menjadi bagian utama dalam strategi pemasaran seperti bundling produk atau promosi.

Pada tahap ini dilakukan proses ranking terhadap item berdasarkan nilai *support* yang telah dihitung sebelumnya. Item dengan nilai *support* tertinggi diberikan peringkat pertama, diikuti oleh item lainnya secara menurun. Selanjutnya, data transaksi diurutkan berdasarkan ranking tersebut, sehingga item dalam setiap transaksi tersusun dari yang paling sering muncul hingga yang paling jarang. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan efisiensi dalam pembentukan struktur FP-Tree.

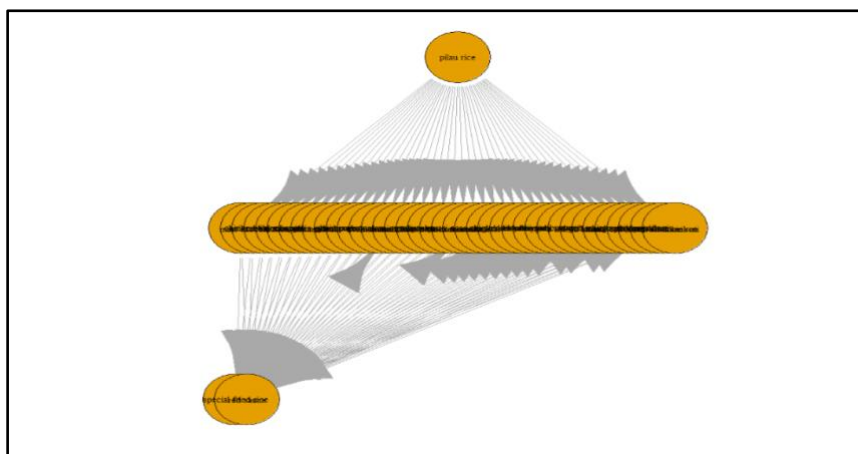
Tabel 5. Ranking Item

Item Name	Support Count	Rank
pilau rice	4721	1
plain naan	3752	2
plain papadum	3596	3
garlic naan	2628	4
onion bhajee	2401	5
plain rice	2369	6
:	:	:

Setelah dilakukan proses penyaringan dan pengurutan berdasarkan frekuensi item, jumlah transaksi berkurang dari 13.397 menjadi 12.878 transaksi. Pengurangan sebanyak 519 transaksi terjadi karena transaksi yang tidak mengandung *frequent item*, yaitu item yang memenuhi minimum support sebesar 3% atau sebanyak 402 dieliminasi. Transaksi yang masih mengandung *frequent item* kemudian digunakan sebagai input dalam pembentukan FP-Tree. Proses ini bertujuan untuk menyederhanakan struktur data sehingga pencarian pola hubungan antar item dapat dilakukan dengan lebih cepat dan efisien.

Tabel 6. Transaksi FP

Order Number	Item
1212	chicken tikka
1388	mint sauce, onion chutney
1397	spicy papadum
1784	onion bhajee, chicken tikka (main), french fries
1785	onion bhajee, meat samosa, chicken tikka
1786	onion bhajee, meat samosa
:	:



Gambar 1. FP-Tree

FP-Tree menunjukkan struktur hubungan antar item berdasarkan frekuensi kemunculannya, di mana *pilau rice* berada sebagai node akar yang menunjukkan item dengan frekuensi tertinggi. Dari node ini terbentuk berbagai cabang ke item lain, menandakan bahwa *pilau rice* sering muncul bersama banyak item dalam transaksi. Bagian tengah yang padat menunjukkan adanya item lain yang cukup sering muncul dan saling berkaitan, sementara cabang di bagian bawah merepresentasikan kombinasi item yang lebih spesifik dengan frekuensi lebih rendah. Secara keseluruhan, banyaknya hubungan dalam diagram menunjukkan bahwa pola pembelian bersifat beragam dan cukup kompleks.

Tabel 7. Conditional Pattern Base

Item	Pattern
2133 tandoori roti	tandoori roti
2190 tandoori roti	garlic naan, onion bhajee, sheek kebab, bhuna, tandoori roti
2252 tandoori roti	aloo gobi, tandoori roti
2276 tandoori roti	garlic naan, mushroom rice, chicken tikka (main), tandoori roti
2309 tandoori roti	tandoori roti
2344 tandoori roti	plain rice, curry, tandoori roti
2449 tandoori roti	pilau rice, garlic naan, chicken tikka masala, keema naan, butter chicken, tandoori roti
2489 tandoori roti	bombay aloo, chicken tikka biryani, tandoori roti
2590 tandoori roti	chapati, madras, tandoori roti
2755 tandoori roti	pilau rice, onion bhajee, keema naan, saag aloo, tandoori roti
⋮	⋮

Berdasarkan hasil Conditional Pattern Base yang ditampilkan, terlihat bahwa untuk item *tandoori roti* terdapat berbagai pola kombinasi item yang muncul dalam transaksi sebelum item tersebut. Setiap baris menunjukkan kumpulan item yang dibeli bersamaan dengan *tandoori roti*, seperti kombinasi *garlic naan*, *onion bhajee*, *sheek kebab*, dan *bhuna*, serta kombinasi lainnya seperti *pilau rice* dan *chicken tikka masala*. Hal ini menunjukkan bahwa *tandoori roti* sering dibeli sebagai pelengkap bersama berbagai menu utama dan makanan pendamping lainnya. Selain itu, terdapat juga transaksi yang hanya berisi satu item yaitu *tandoori roti*, yang menunjukkan bahwa tidak semua transaksi memiliki kombinasi item. Pola-pola ini selanjutnya digunakan untuk membentuk Conditional FP-Tree guna menemukan hubungan yang lebih spesifik antar item.

Tabel 8. Conditional FP-Tree

Item	Pattern	count
aloo gobi	aloo gobi	615
bhuna	bhuna	466
bombay aloo	bombay aloo	1752
bombay aloo	chicken tikka masala	417
bombay aloo	mango chutney	407
bombay aloo	onion bhajee	407
bombay aloo	pilau rice	875
bombay aloo	plain naan	636
bombay aloo	plain papadum	556
butter chicken	butter chicken	980
⋮	⋮	⋮

Berdasarkan hasil pembentukan Conditional FP-Tree, diperoleh sejumlah kombinasi item yang memenuhi nilai minimum support. Hasil ini menunjukkan hubungan antara item utama dengan item lain yang sering muncul bersamanya dalam transaksi. Terlihat bahwa item seperti *bombay aloo* memiliki keterkaitan dengan beberapa item lain seperti *pilau rice*, *plain naan*, dan *plain papadum*, yang menunjukkan bahwa item tersebut sering dibeli secara bersamaan. Selain itu, terdapat juga item yang muncul secara tunggal seperti *aloo gobi* dan *bhuna*, yang menandakan bahwa item tersebut sering dibeli tetapi tidak selalu dalam kombinasi yang kuat.

Pada tahap ini dihasilkan *frequent pattern* berupa kombinasi item yang sering muncul bersama dalam transaksi. Berdasarkan hasil analisis, ditemukan beberapa kombinasi item dengan frekuensi tinggi, seperti *pilau rice* dan *bombay aloo* yang

muncul sebanyak 875 kali, serta *plain naan* dan *bombay aloo* sebanyak 636 kali. Hal ini menunjukkan adanya kecenderungan pelanggan untuk membeli item-item tersebut secara bersamaan dalam satu transaksi. Pola ini dapat dimanfaatkan untuk strategi pemasaran seperti bundling produk atau rekomendasi menu. Namun, ditemukan adanya duplikasi item dalam beberapa pola, yang menunjukkan perlunya proses pembersihan data lebih lanjut agar hasil analisis lebih akurat.

Tabel 9. Frequent Pattern

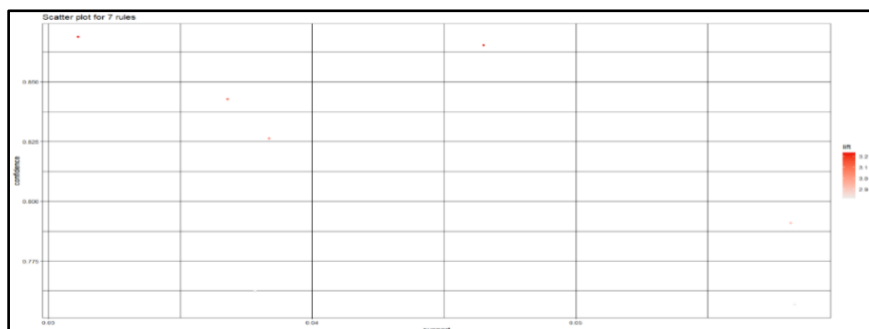
Item	Pattern	count
aloo gobi	aloo gobi, aloo gobi	615
bhuna	bhuna, bhuna	466
bombay aloo	bombay aloo, bombay aloo	1752
bombay aloo	chicken tikka masala, bombay aloo	417
bombay aloo	mango chutney, bombay aloo	407
bombay aloo	onion bhajee, bombay aloo	407
bombay aloo	pilau rice, bombay aloo	875
bombay aloo	plain naan, bombay aloo	636
bombay aloo	plain papadum, bombay aloo	556
butter chicken	butter chicken, butter chicken	980
:	:	:

Berdasarkan hasil analisis *association rule* dengan minimum *support* sebesar 3% dan *confidence* sebesar 75%, diperoleh sebanyak 7 aturan asosiasi kuat yang semuanya menunjukkan pola yang konsisten yaitu *plain papadum* sebagai item yang paling sering menjadi konsekuen (rhs). Hal ini menandakan bahwa *plain papadum* merupakan item yang sangat populer dan sering dibeli bersamaan dengan berbagai item lainnya, terutama kategori saus (*chutney*) dan beberapa makanan utama.

Tabel 10. Association Rules

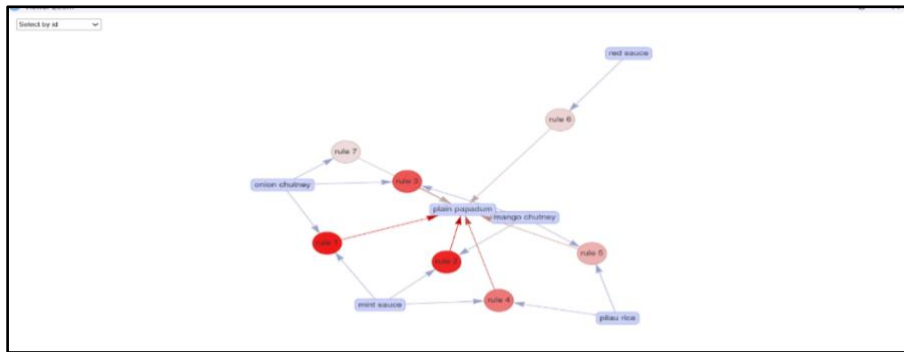
lhs	rhs	support	confidence	coverage	lift	cou
{mint sauce, onion chutney}	=> {plain papadum}	0.03112637	0.8687500	0.03582892	3.236553	417
{mango chutney, mint sauce}	=> {plain papadum}	0.04650295	0.8652778	0.05374338	3.223617	623
{mango chutney, onion chutney}	=> {plain papadum}	0.03679928	0.8427350	0.04366649	3.139633	493
{mint sauce, pilau rice}	=> {plain papadum}	0.03836680	0.8263666	0.04642830	3.078652	514
{mango chutney, pilau rice}	=> {plain papadum}	0.05814735	0.7908629	0.07352392	2.946382	779
{red sauce}	=> {plain papadum}	0.03784429	0.7624060	0.04963798	2.840365	507
{onion chutney}	=> {plain papadum}	0.05829663	0.7567829	0.07703217	2.819416	781

Berdasarkan hasil analisis aturan asosiasi, seluruh aturan menunjukkan nilai *confidence* yang tinggi, yaitu di atas 75%, dengan nilai *lift* berkisar antara 2,81 hingga 3,23, yang menandakan adanya hubungan kuat antar item. Aturan terkuat ditunjukkan oleh kombinasi *mint sauce* dan *onion chutney* dengan *confidence* 86,8% dan *lift* 3,23, diikuti oleh kombinasi *mango chutney* dan *mint sauce* (86,5%; 3,22), serta *mango chutney* dan *onion chutney* (84,2%; 3,13), yang memperkuat bahwa kategori *chutney* memiliki keterkaitan tinggi dengan pembelian *plain papadum*. Selain itu, kombinasi yang melibatkan menu utama seperti *mint sauce* dan *pilau rice* (82,6%; 3,07) serta *mango chutney* dan *pilau rice* (79,1%; 2,94) juga menunjukkan hubungan yang kuat. Bahkan, item tunggal seperti *red sauce* (76,2%; 2,84) dan *onion chutney* (75,7%; 2,81) tetap memiliki asosiasi yang signifikan terhadap pembelian *plain papadum*. Secara keseluruhan, pola ini menunjukkan bahwa baik kombinasi maupun item tunggal memiliki kontribusi dalam membentuk hubungan pembelian, dengan *plain papadum* sebagai item yang paling dominan. Temuan ini dapat dimanfaatkan untuk strategi penjualan melalui *bundling Plain Papadum* dengan *Mint Sauce* dan *Onion Chutney*, atau sebagai produk pelengkap untuk mendorong pembelian menu lainnya.



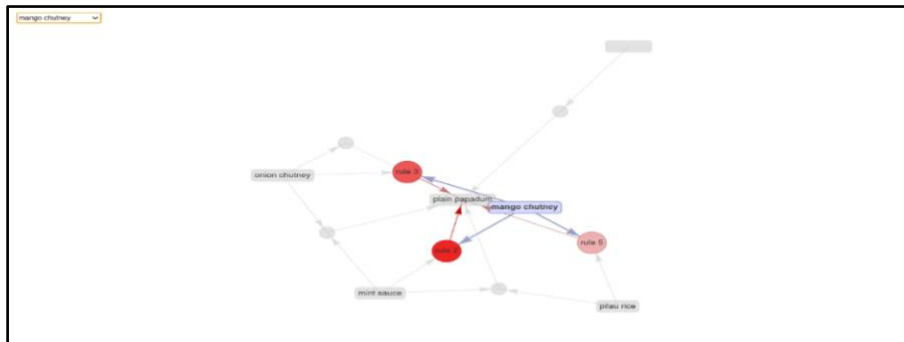
Gambar 2. Scatter plot aturan asosiasi

Scatter plot menunjukkan tujuh aturan asosiasi dengan *confidence* tinggi ($\geq 0,75$), menandakan tingkat kepercayaan yang kuat. Titik di kanan atas merupakan aturan paling optimal karena memiliki *support* dan *confidence* tinggi, sehingga sering muncul dan tetap andal. Sementara itu, titik di kiri atas menunjukkan aturan dengan *confidence* tertinggi namun *support* rendah, artinya sangat kuat tetapi jarang terjadi. Titik lainnya tersebar dengan *support* rendah hingga sedang dan *confidence* yang masih cukup tinggi. Nilai *lift* ($\pm 2,9$ hingga >3) menunjukkan hubungan antar item yang kuat dan tidak terjadi secara kebetulan. Secara keseluruhan, semua aturan tergolong kuat dan layak digunakan dalam analisis pola pembelian.



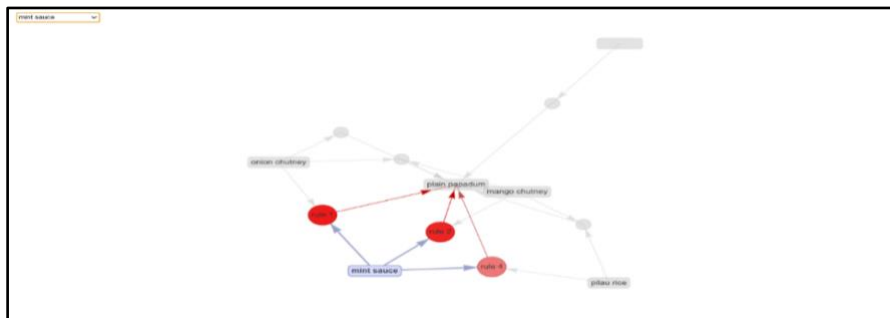
Gambar 3. Visualisasi Aturan Asosiasi Secara Keseluruhan

Plot keseluruhan menunjukkan jaringan aturan asosiasi antar item dalam *dataset*. Terlihat bahwa beberapa item seperti *plain papadum*, *mango chutney*, *mint sauce*, dan *onion chutney* saling terhubung melalui berbagai rule. Node berwarna merah yang lebih mencolok (seperti *rule 1*, *rule 2*, dan *rule 3*) mengindikasikan aturan yang lebih kuat atau lebih signifikan. Banyak panah dari berbagai *rule* mengarah ke *plain papadum*, yang menunjukkan bahwa item ini sering menjadi konsekuensi, artinya sering dibeli bersama item lain. Selain itu, item chutney (*mango*, *onion*, dan *mint*) sering muncul sebagai *antecedent*, sehingga dapat disimpulkan bahwa produk-produk tersebut memiliki keterkaitan yang kuat dalam pola pembelian.



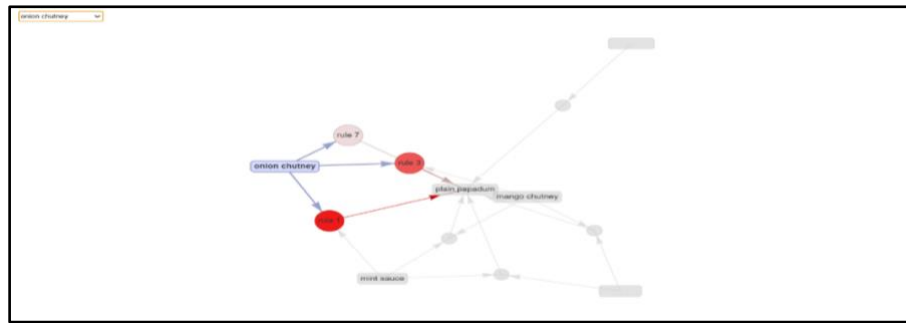
Gambar 4. Visualisasi Aturan Asosiasi pada *mango chutney*

Memperlihatkan hubungan spesifik pada item *mango chutney*, dengan node lain yang tidak terkait dibuat lebih samar agar fokus utama lebih jelas. Terlihat bahwa *mango chutney* terhubung ke beberapa aturan yang mengarah ke *plain papadum*, menunjukkan bahwa pembeliannya sering diikuti oleh item tersebut. Selain itu, ada juga keterkaitan dengan aturan lain yang menghubungkan ke item berbeda, menandakan peranannya dalam kombinasi pembelian yang lebih kompleks.



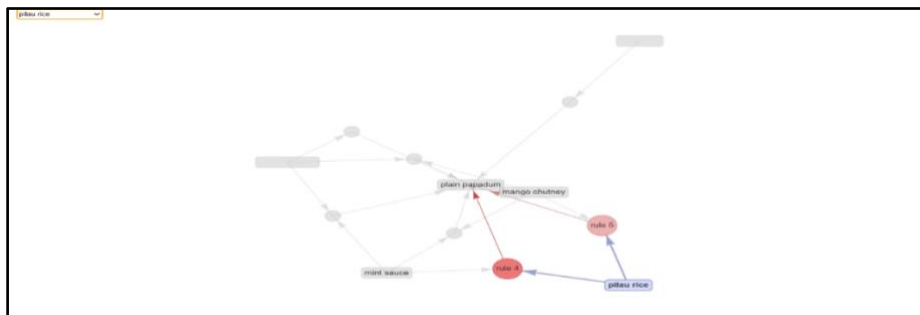
Gambar 5. Visualisasi Aturan Asosiasi pada *mint sauce*

Menunjukkan bahwa *mint sauce* terhubung melalui beberapa aturan (*rule 1*, *2*, dan *4*) yang mengarah ke *plain papadum*. Hal ini menandakan bahwa pembelian *mint sauce* sering diikuti oleh *plain papadum*, dengan hubungan yang cukup kuat dan konsisten dalam pola pembelian.



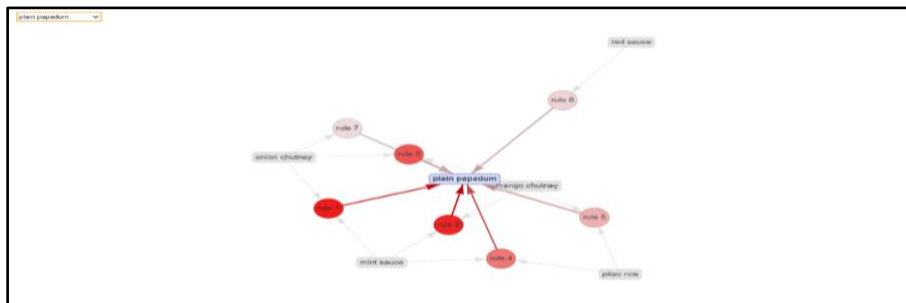
Gambar 6. Visualisasi Aturan Asosiasi pada *onion chutney*

Memperlihatkan bahwa *onion chutney* terhubung dengan *rule 1*, *rule 3*, dan *rule 7* yang juga mengarah ke *plain papadum*. Ini menunjukkan bahwa *onion chutney* sering dibeli bersamaan dengan *plain papadum*. Jumlah *rule* yang cukup banyak menandakan bahwa asosiasi antara kedua item ini cukup signifikan dalam data transaksi.



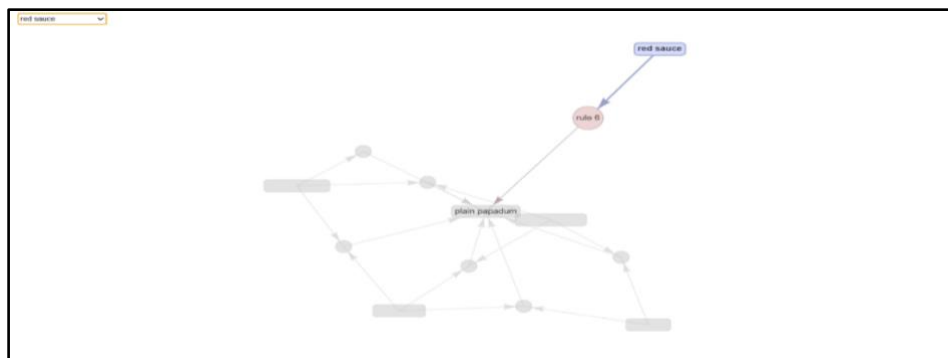
Gambar 7. Visualisasi Aturan Asosiasi pada *pilau rice*

Menunjukkan bahwa *pilau rice* terhubung dengan *rule 4* dan *rule 5* yang mengarah ke *plain papadum*. Artinya, pelanggan yang membeli *pilau rice* juga memiliki kecenderungan untuk membeli *plain papadum*, meskipun kekuatan hubungannya tidak sebanyak pada *mint sauce* atau *onion chutney* karena jumlah *rule* yang lebih sedikit.



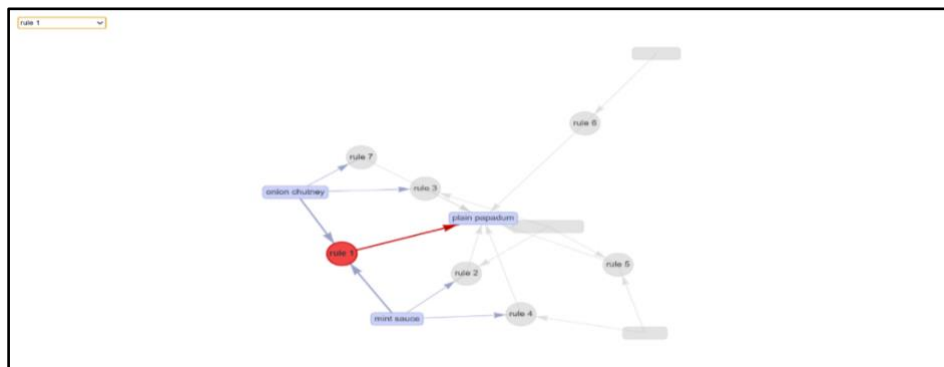
Gambar 8. Visualisasi Aturan Asosiasi pada *plain papadum*

Memperlihatkan bahwa *plain papadum* menjadi pusat dari berbagai *rule*, seperti *rule 1* hingga *rule 6*, yang berasal dari beberapa item seperti *mint sauce*, *onion chutney*, *pilau rice*, dan lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa *plain papadum* merupakan item yang paling sering muncul bersama item lain, sehingga dapat dikatakan sebagai item inti atau pusat dalam pola pembelian.



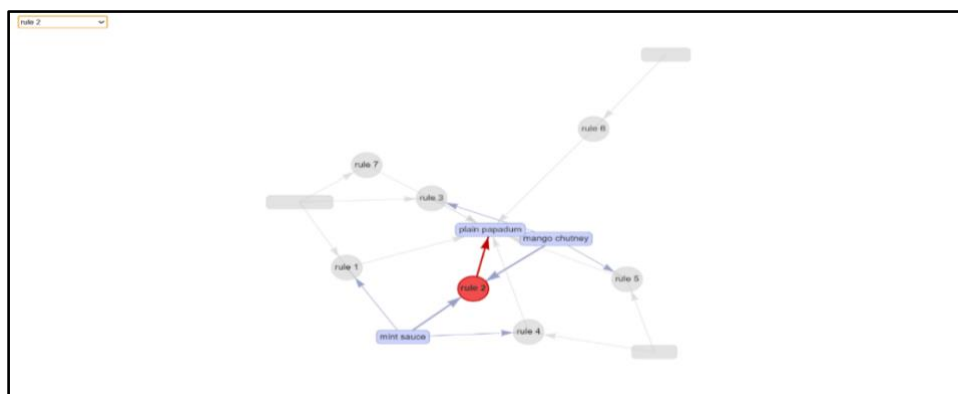
Gambar 9. Visualisasi Aturan Asosiasi pada *red sauce*

Menunjukkan bahwa *red sauce* hanya terhubung melalui *rule 6* yang mengarah ke *plain papadum*. Ini berarti bahwa *red sauce* juga memiliki hubungan dengan *plain papadum*, tetapi asosiasinya lebih lemah atau lebih spesifik dibandingkan item lainnya karena hanya didukung oleh satu *rule*.



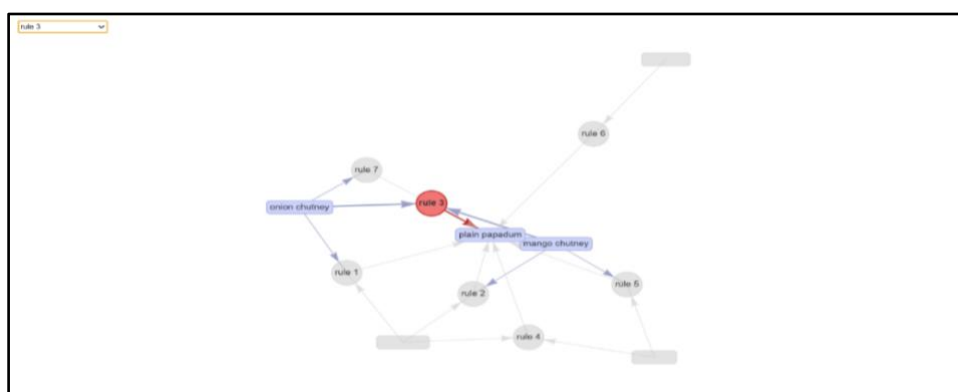
Gambar 10. Visualisasi Aturan Asosiasi rule 1

Rule 1 menunjukkan hubungan kuat antara *onion chutney* dan *plain papadum*, di mana keberadaan *onion chutney* sangat berasosiasi dengan pembelian *plain papadum*. Hubungan yang menonjol dibandingkan rule lain menandakan bahwa aturan ini memiliki kontribusi paling besar dalam pola pembelian.



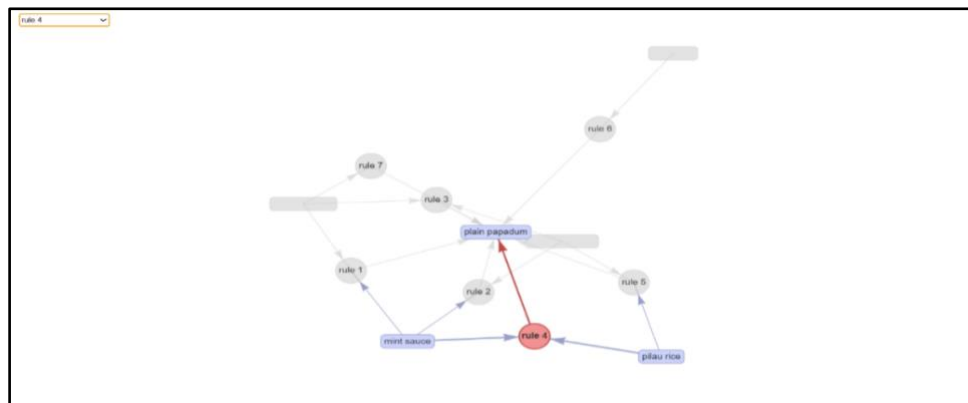
Gambar 11. Visualisasi Aturan Asosiasi rule 2

Terlihat bahwa *mango chutney* dan *mint sauce* memiliki hubungan langsung dengan *rule 2*, yang kemudian mengarah ke *plain papadum*. Hal ini mengindikasikan bahwa kombinasi kedua item tersebut cukup signifikan dalam membentuk asosiasi terhadap pembelian *plain papadum*. Rule lain tampak tidak dominan, sehingga dapat disimpulkan bahwa *rule 2* merupakan salah satu pola asosiasi penting dalam data.



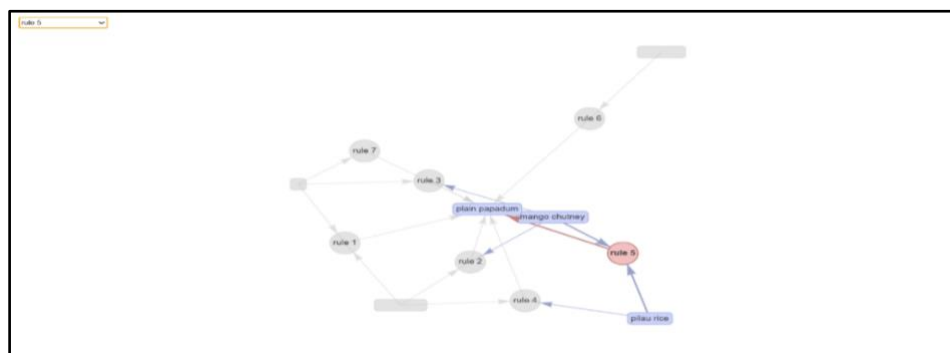
Gambar 12. Visualisasi Aturan Asosiasi rule 3

Rule 3 menjadi pusat perhatian dengan hubungan utama antara *onion chutney*, *mango chutney*, dan *plain papadum*. Arah panah menunjukkan bahwa *onion chutney* berkontribusi terhadap terbentuknya *rule 3*, yang kemudian mengarah ke *plain papadum*. Meskipun hubungan ini terlihat, intensitas warnanya lebih pudar dibandingkan *rule* sebelumnya, sehingga dapat diartikan bahwa kekuatan asosiasi pada *rule 3* tidak sekuat *rule 1* dan *rule 2*.



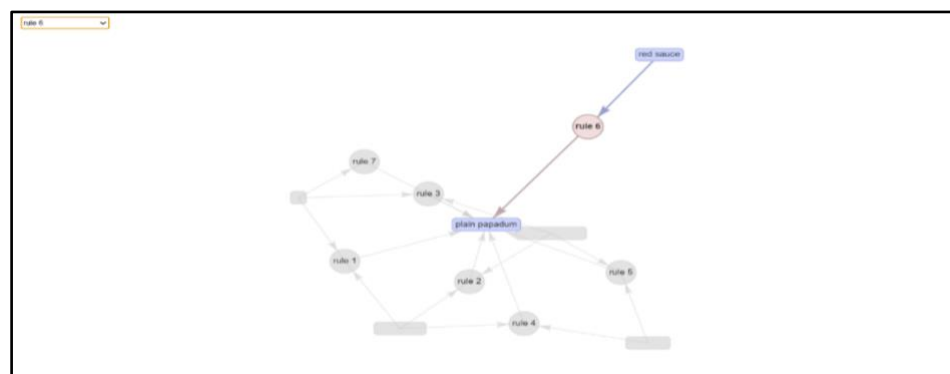
Gambar 13. Visualisasi Aturan Asosiasi rule 4

Rule 4 ditampilkan sebagai fokus dengan hubungan utama antara *pilau rice*, *mint sauce*, dan *plain papadum*. Terlihat bahwa *pilau rice* berasosiasi dengan *rule 4*, yang kemudian terhubung ke *mint sauce* dan akhirnya ke *plain papadum*. Namun, warna yang lebih pucat menunjukkan bahwa kekuatan asosiasi pada *rule 4* relatif lebih lemah dibandingkan rule lainnya. Hal ini mengindikasikan bahwa kombinasi item dalam *rule 4* kurang dominan dalam pola pembelian dibandingkan *rule* yang lain.



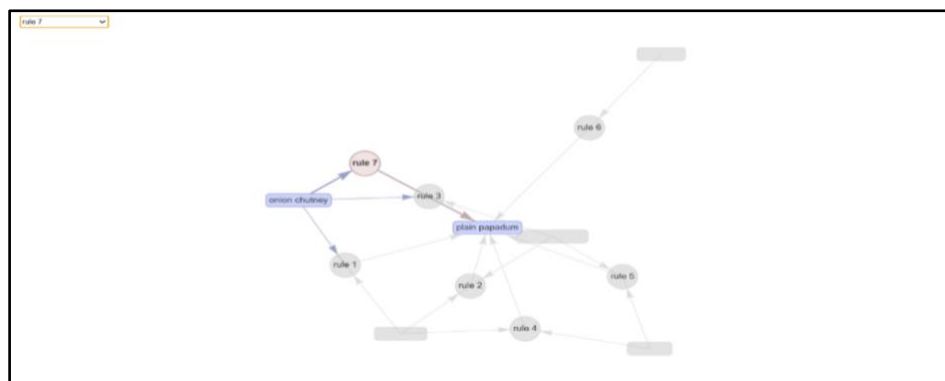
Gambar 14. Visualisasi Aturan Asosiasi rule 5

Rule 5 menunjukkan bahwa kombinasi *mango chutney* dan *pilau rice* berasosiasi dengan pembelian *plain papadum*. Hal ini menandakan adanya hubungan antara chutney dan hidangan utama dalam pola pembelian. Kekuatan asosiasi pada rule ini tergolong cukup baik, meskipun tidak sekuat aturan utama lainnya.



Gambar 15. Visualisasi Aturan Asosiasi rule 6

Rule 6 menunjukkan hubungan langsung antara *red sauce* dan *plain papadum*, tanpa melibatkan banyak item lain. Pola ini bersifat sederhana, dengan kekuatan asosiasi yang relatif lebih rendah, sehingga tidak terlalu sering muncul dibandingkan aturan lainnya.



Gambar 16. Visualisasi Aturan Asosiasi rule 7

Rule 7 menunjukkan hubungan antara *onion chutney* dan *plain papadum* yang terjadi secara tidak langsung melalui keterkaitan dengan rule lain. Pola ini bersifat bertahap, dengan kekuatan asosiasi yang sedang dan tidak sekuat aturan utama lainnya.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil mencapai tujuan yang dirumuskan pada bab pendahuluan, yaitu menerapkan algoritma FP-Growth untuk mengidentifikasi pola keterkaitan antar item makanan pada data transaksi *takeaway* secara efektif. Berdasarkan hasil pengolahan terhadap 13.397 data transaksi menggunakan bahasa pemrograman R, diperoleh sejumlah aturan asosiasi yang signifikan, yang ditunjukkan melalui nilai *confidence* yang tinggi. Visualisasi hasil menunjukkan bahwa item *plain papadum* sering muncul sebagai konsekuensi dalam berbagai aturan, sehingga dapat dikatakan sebagai item pusat dalam pola pembelian. Item tersebut memiliki keterkaitan yang kuat dengan beberapa produk pendamping seperti *mint sauce*, *onion chutney*, *mango chutney*, *pilau rice*, dan *red sauce*, yang mengindikasikan bahwa pelanggan yang membeli saus cenderung juga membeli *plain papadum*.

Selain itu, visualisasi yang difokuskan pada *mango chutney* menunjukkan bahwa item ini memiliki hubungan langsung dengan *plain papadum* melalui beberapa aturan asosiasi, serta terlibat dalam pola pembelian yang lebih kompleks dengan item lainnya. Hal ini memperkuat temuan bahwa produk-produk chutney memiliki keterkaitan yang erat dalam transaksi pelanggan. Dengan demikian, penelitian ini membuktikan bahwa teknik data mining menggunakan algoritma FP-Growth mampu menghasilkan informasi yang bernilai dalam memahami perilaku konsumen. Adapun prospek pengembangan dari penelitian ini adalah penerapan aturan asosiasi ke dalam sistem rekomendasi otomatis pada platform pemesanan makanan guna mendukung strategi *cross-selling* secara real-time. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat dikembangkan dengan menggunakan dataset yang lebih luas dan beragam, serta melakukan analisis komparatif dengan algoritma lain untuk meningkatkan akurasi dan kualitas pola asosiasi yang dihasilkan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi, Riset, dan Teknologi, Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi Republik Indonesia atas dukungan yang telah diberikan selama proses penelitian ini, serta kepada Universitas Bengkulu yang telah menyediakan fasilitas, sarana, dan prasarana yang memadai. Terima kasih khusus disampaikan kepada dosen pembimbing Dr. Etis Sunandi S.Si, M.Si. atas bimbingan, arahan, serta masukan berharga yang sangat membantu dalam penyelesaian karya ini. Penulis juga berterima kasih kepada rekan-rekan mahasiswa, tim laboratorium, serta keluarga dan teman-teman terdekat yang senantiasa memberikan dukungan moril, semangat, dan doa sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik. Segala kekurangan yang terdapat dalam karya ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab penulis.

REFERENSI

- [1] Hensler Software, "19560 Indian Takeaway Orders," Kaggle, 2019. [Online]. Tersedia: <https://www.kaggle.com/datasets/henslersoftware/19560-indian-takeaway-orders> [Diakses: 23 Maret 2026].
- [2] Grand View Research, "Online Food Delivery Market Size, Share & Trends Analysis Report," Grand View Research, 2025. [Online]. Tersedia: <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/online-food-delivery-market-report>. [Diakses: 9 Maret 2026].
- [3] Hensler Software, "Takeaway Food Orders - Updated," Kaggle Dataset, 2023. [Online]. Tersedia: <https://www.kaggle.com/datasets/henslersoftware/19560-indian-takeaway-orders>. [Diakses: 9 Maret 2026].
- [4] V. Cerutti, "Association Rules Mining/Market Basket Analysis," Kaggle Notebook, 2023. [Online]. Tersedia: <https://www.kaggle.com/code/ceruttivini/association-rules-mining-market-basket-analysis>. [Diakses: 9 Maret 2026].
- [5] M. Hafizh et al., "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth untuk Menganalisa Transaksi Penjualan Ekspor Online," J. Teknol. dan Sist. Inf. Bisnis, vol. 5, no. 3, pp. 1–10, Jul. 2023.

- [6] J. Han, J. Pei, and Y. Yin, "Mining frequent patterns without candidate generation," in Proc. ACM SIGMOD Int. Conf. Manage. Data, Dallas, TX, USA, 2000, pp. 1–12.
- [7] A. N. Sari et al., "Analisis Pola Asosiasi Penggunaan Aplikasi Pemesanan Makanan Online Menggunakan Algoritma FP-Growth," *J. Sintama*, vol. 6, no. 1, pp. 1–8, 2025.
- [8] D. Syahirah et al., "Association Rule Mining Across Multiple Domains: Systematic Literature Review," *Sinkron: J. dan Penelitian Tek. Inf.*, vol. 10, no. 1, pp. 1–12, 2025.
- [9] V. Munfarijah and D. L. C. Pardede, "Implementation of FP-Growth Algorithm in Determining Food Package Recommendation in Sunan Giri Ribs Meatball Restaurant," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 176, no. 24, pp. 19–25, May 2020.
- [10] N. J. T. V. Ramya et al., "An effort to study the ordering pattern of customers in a fast food outlet using FP growth algorithm," *Int. J. Innov. Res. Adv. Eng.*, vol. 1, no. 7, pp. 146–150, 2018.
- [11] Y. Kurnia et al., "Study of application of data mining market basket analysis for knowing sales pattern (association of items) at the O! Fish restaurant using apriori algorithm," *IOP Conf. Ser.: J. Phys.*, vol. 1175, 012047, 2019.
- [12] Databricks Blog, "Simplify Market Basket Analysis using FP-growth on Databricks," Sep. 2018. [Online]. Tersedia: <https://www.databricks.com/blog/2018/09/18/simplify-market-basket-analysis-using-fp-growth-on-databricks.html>. [Diakses: 9 Maret 2026].
- [13] R. Agrawal, T. Imielinski, and A. Swami, "Mining association rules between sets of items in large databases," *Proc. ACM SIGMOD Int. Conf. Management of Data*, pp. 207–216, 1993.
- [14] E. Munanda and S. Monalisa, "Penerapan algoritma FP-Growth pada data transaksi penjualan untuk penentuan tataletak barang," *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 173–184, 2021.
- [15] Nabilah et al., "Implementasi association rule untuk rekomendasi strategi up-selling dan cross-selling produk menggunakan algoritma FP-Growth," *Indonesian J. Comput. Sci.*, vol. 13, no. 3, pp. 1–12, 2024.