

Penerapan Algoritma Apriori Dalam Analisis Pola Pembelian Pelanggan Pada Usaha Kafe

Fransiska Diana Hermanto^{1*}, Agrienta Bellanov²

^{1,2}Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Industri, Universitas Katolik Darma Cendika

*Email: fransiska.hermanto@student.ukdc.ac.id

ABSTRAK

Meningkatnya volume data transaksi penjualan pada usaha kafe menuntut pengelolaan data yang tepat agar dapat dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan bisnis. Namun, data transaksi yang tersedia sering kali belum dianalisis secara optimal sehingga pola pembelian pelanggan tidak diketahui secara jelas. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan pada Cafe Little Flock menggunakan algoritma Apriori. Metode yang digunakan adalah penelitian terapan dengan pendekatan kuantitatif. Data yang dianalisis berupa data transaksi penjualan selama satu bulan yang diperoleh melalui dokumentasi catatan penjualan kafe. Data transaksi kemudian direpresentasikan dalam bentuk tabel boolean dan diolah menggunakan perangkat lunak R dengan paket *arules*. Parameter minimum *support* dan *confidence* digunakan untuk menghasilkan aturan asosiasi antar produk. Hasil penelitian menunjukkan adanya beberapa kombinasi menu yang sering dibeli secara bersamaan dengan nilai *lift* lebih dari satu, yang menandakan hubungan positif antar produk. Pola pembelian tersebut dapat dimanfaatkan untuk mendukung strategi penataan menu, penyusunan paket promosi, serta peningkatan efektivitas pemasaran. Dengan demikian, penerapan algoritma Apriori mampu membantu pihak kafe dalam pengambilan keputusan berbasis data transaksi penjualan.

Kata Kunci: Algoritma Apriori, Market Basket Analysis, Data Transaksi, Aturan Asosiasi, Kafe

ABSTRACT

The increasing volume of sales transaction data in café businesses requires proper data management so that it can be utilized to support business decision making. However, transaction data are often not optimally analyzed, causing customer purchasing patterns to remain unidentified. This study aims to identify customer purchasing patterns at Little Flock Cafe using the Apriori algorithm. The method employed is applied research with a quantitative approach. The data analyzed consist of one month of sales transaction records obtained through documentation of café sales data. The transaction data are represented in a boolean table and processed using the R software with the arules package. Minimum support and confidence parameters are applied to generate association rules among products. The results indicate several menu combinations that are frequently purchased together with lift values greater than one, indicating positive relationships among items. These purchasing patterns can be utilized to support menu arrangement strategies, promotional bundle development, and marketing effectiveness improvement. Therefore, the application of the Apriori algorithm is proven to provide useful insights for data-driven decision-making in café sales management.

Keywords: Apriori Algorithm, Market Basket Analysis, Transaction Data, Association Rules, Café

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong peningkatan volume data transaksi pada berbagai sektor usaha, termasuk usaha kafe dan industri *food and beverage*. Setiap aktivitas penjualan menghasilkan data transaksi yang mencerminkan perilaku dan preferensi pembelian pelanggan (Apriana & Yuliansyah, 2024; Apriyanto & Sitio, 2025; Maoulana et al., 2024).

Data tersebut memiliki potensi besar untuk diolah menjadi informasi yang bernilai dalam mendukung pengambilan keputusan manajerial. Namun, pada banyak usaha kecil dan menengah, data transaksi masih sering dimanfaatkan sebatas sebagai arsip operasional, sehingga belum memberikan nilai tambah yang optimal bagi pengembangan

strategi bisnis (Endrayanto Eko Christmawan et al., 2023; Harjoseputro & Thomas Adi Purnomo Sidhi, 2021; Irwan & Nasution, 2025).

Pemanfaatan data transaksi secara sistematis dapat dilakukan melalui penerapan teknik *data mining*. *Data mining* merupakan proses untuk mengekstraksi pola-pola penting dari kumpulan data berukuran besar guna mendukung pengambilan keputusan. Dalam konteks usaha ritel dan kafe, analisis data transaksi dapat digunakan untuk memahami kebiasaan belanja pelanggan serta kecenderungan pembelian produk secara bersamaan. Peneliti lain juga menyatakan bahwa pengolahan data transaksi penjualan dapat memberikan informasi strategis yang tidak dapat diperoleh melalui analisis data konvensional.

Salah satu teknik *data mining* yang banyak digunakan untuk menganalisis data transaksi adalah *market basket analysis*. Metode ini bertujuan untuk menemukan keterkaitan antar produk yang sering dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi. *Market basket analysis* umum diterapkan karena mampu menggambarkan pola pembelian pelanggan serta hubungan antar produk secara objektif (Brighton & Hariyanto, 2024; Hofsaah & Anggoro, 2024). Algoritma Apriori merupakan algoritma yang paling banyak digunakan dalam *market basket analysis* karena kemampuannya dalam menemukan *frequent itemset* dan membentuk aturan asosiasi berdasarkan nilai *support* dan *confidence* (Ansori et al., 2022; Rahman & Riana, 2025).

Pengolahan data transaksi secara sistematis dapat membantu pelaku usaha dalam memahami pola konsumsi pelanggan dan meningkatkan efektivitas strategi bisnis. Beberapa penelitian dan kajian di Indonesia menunjukkan bahwa penerapan algoritma Apriori dapat dimanfaatkan untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis, khususnya dalam strategi promosi dan penataan produk (Rahmawati et al., 2025; Wijaya et al., 2024). Penelitian lain menjelaskan bahwa aturan asosiasi yang dihasilkan dari algoritma Apriori dapat digunakan sebagai dasar penyusunan paket produk dan strategi *cross-selling* (Robby Suganda & Achmad Solichin, 2024). Selain itu, beberapa peneliti lain juga menegaskan bahwa analisis pola pembelian pelanggan berbasis data transaksi dapat membantu pelaku usaha meningkatkan efektivitas strategi pemasaran dan pengelolaan persediaan (Natasya et al., 2025).

Meskipun demikian, penerapan algoritma Apriori pada usaha kafe berskala menengah dengan karakteristik menu yang relatif terbatas namun beragam masih belum banyak dikaji secara spesifik. Sebagian besar kajian sebelumnya lebih banyak membahas penerapan *market basket analysis* pada sektor ritel dengan skala data yang besar. Selain itu, pemanfaatan data transaksi aktual dalam periode tertentu dengan representasi tabel boolean sebagai dasar analisis juga masih jarang dibahas dalam konteks usaha kafe.

Berdasarkan kondisi tersebut, kebaruan ilmiah penelitian ini terletak pada penerapan algoritma Apriori untuk menganalisis pola pembelian pelanggan pada Cafe Little Flock menggunakan data transaksi penjualan aktual dalam skala usaha kafe. Hasil analisis diharapkan dapat memberikan informasi yang aplikatif untuk mendukung pengambilan keputusan operasional dan strategi pemasaran. Permasalahan dalam penelitian ini adalah belum diketahuinya pola pembelian menu yang sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan Cafe Little Flock. Oleh karena itu, tujuan penelitian ini adalah mengidentifikasi pola asosiasi antar menu menggunakan algoritma Apriori sebagai dasar pengambilan keputusan berbasis data transaksi penjualan.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan bentuk penelitian terapan (*applied research*) dengan pendekatan kuantitatif. Pemilihan bentuk penelitian ini didasarkan pada tujuan penelitian yang berfokus pada pemecahan permasalahan praktis melalui pemanfaatan data transaksi penjualan untuk mendukung pengambilan keputusan manajerial.

Pendekatan kuantitatif digunakan karena data yang dianalisis berupa data numerik hasil pencatatan transaksi penjualan yang dapat diolah secara statistik.

Objek penelitian adalah data transaksi penjualan Cafe Little Flock. Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh melalui dokumentasi catatan penjualan kafe selama periode satu bulan. Setiap data transaksi memuat daftar menu yang dibeli pelanggan dalam satu kali kunjungan. Data tersebut kemudian diseleksi dan disusun ulang agar sesuai dengan kebutuhan analisis.

Tahapan penelitian diawali dengan pengumpulan dan pemahaman data transaksi, kemudian dilanjutkan dengan proses prapengolahan data. Pada tahap ini, data transaksi direpresentasikan ke dalam bentuk tabel boolean, di mana nilai 1 menunjukkan bahwa suatu menu dibeli dalam transaksi tertentu, sedangkan nilai 0 menunjukkan menu tersebut tidak dibeli. Representasi ini bertujuan untuk mempermudah proses perhitungan nilai *support* dan *confidence* pada algoritma Apriori.

Analisis data dilakukan menggunakan algoritma Apriori dengan bantuan perangkat lunak R dan paket *arules*. Algoritma Apriori digunakan untuk menemukan *frequent itemset* dan membentuk aturan asosiasi antar menu berdasarkan parameter minimum *support* dan minimum *confidence*. Nilai *support* digunakan untuk menunjukkan tingkat kemunculan kombinasi menu dalam seluruh transaksi, sedangkan nilai *confidence* menunjukkan peluang pembelian menu tertentu ketika menu lain telah dibeli. Selain itu, nilai *lift* digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan antar menu, di mana nilai *lift* lebih besar dari satu menunjukkan adanya hubungan positif antar item.

Hasil aturan asosiasi yang diperoleh kemudian dianalisis dan diinterpretasikan untuk mengetahui pola pembelian pelanggan yang paling dominan. Pola tersebut selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam memberikan rekomendasi strategi penataan menu dan penyusunan paket promosi yang sesuai dengan karakteristik pembelian pelanggan Cafe Little Flock.

3. Hasil Dan Pembahasan

Bab ini menyajikan hasil analisis data transaksi penjualan Cafe Little Flock menggunakan algoritma Apriori serta pembahasan ilmiah terhadap temuan yang diperoleh. Pembahasan tidak hanya berfokus pada keluaran algoritma, tetapi juga mengaitkan data mentah, pola pembelian pelanggan, serta implikasinya terhadap strategi pengambilan keputusan. Dengan demikian, hasil penelitian ini diharapkan mampu menjawab permasalahan penelitian yang telah dirumuskan pada bagian pendahuluan.

3.1 Data Mentah Transaksi Penjualan

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data transaksi penjualan Cafe Little Flock yang dikumpulkan selama periode satu bulan terakhir. Data diperoleh dari dokumentasi catatan penjualan kafe dan terdiri dari 50 transaksi. Setiap transaksi merepresentasikan satu kali kunjungan pelanggan yang berisi kombinasi menu makanan dan minuman yang dibeli.

Menu yang tercatat dalam data transaksi meliputi Mie Kita Indomie, Chicken Pok Mentai, Carbonara, Americano, Kopi Kita, Lychee Tea, Ocean Blue, Tahu Walik, Mineral Water, dan Onde-onde. Variasi menu ini menunjukkan bahwa Cafe Little Flock memiliki kombinasi produk makanan dan minuman yang beragam, sehingga memungkinkan terbentuknya pola pembelian yang bervariasi.

Untuk mempermudah proses analisis menggunakan algoritma Apriori, data transaksi direpresentasikan dalam bentuk tabel boolean. Pada tabel ini, nilai 1 menunjukkan bahwa menu tersebut dibeli dalam suatu transaksi, sedangkan nilai 0

menunjukkan bahwa menu tersebut tidak dibeli. Representasi ini memungkinkan proses perhitungan nilai *support* dan *confidence* dilakukan secara efisien.

Data mentah transaksi penjualan dalam bentuk tabel boolean disajikan pada Tabel 1, yang menjadi dasar utama dalam seluruh proses analisis pada bab ini

Tabel 1. Data Mentah Transaksi Penjualan Cafe Little Flock

id transaksi	Mie kita (Indomie)	Chicken pok mentai	Carbonara	Americano	Kopi Kita	Lych ee Tea	Ocean Blue	Tahu Walik	Mineral Water	Onde onde
t1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0
t2	1	0	0	1	0	1	0	1	1	0
t3	0	1	1	0	1	0	1	0	1	1
t4	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1
t5	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1
t6	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1
t7	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1
t8	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0
t9	1	0	0	1	0	1	0	1	1	0
t10	0	1	1	0	1	0	0	0	0	1
t11	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0
t12	0	1	1	0	1	0	0	0	0	1
t13	1	0	0	1	0	1	1	1	0	0
t14	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1
t15	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0
t16	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0
t17	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1
t18	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0
t19	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1
t20	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0
t21	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0
t22	1	0	0	1	0	1	1	1	0	0
t23	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0
t24	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0
t25	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1
t26	0	1	1	0	1	0	1	0	1	1
t27	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0
t28	0	1	1	0	1	0	0	0	1	1
t29	1	0	0	1	0	1	1	1	0	0
t30	1	0	0	1	0	1	0	1	1	0
t31	1	0	0	1	0	1	1	1	1	0
t32	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
t33	1	1	0	1	1	0	0	0	1	0
t34	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1
t35	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0
t36	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0
t37	0	1	1	0	1	1	0	1	0	0
t38	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0

t39	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0
t40	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1
t41	1	0	1	1	1	1	0	1	1	0
t42	1	0	1	1	1	0	0	1	0	0
t43	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0
t44	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0
t45	1	1	0	1	0	0	0	0	0	1
t46	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0
t47	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0
t48	0	0	1	0	1	1	0	1	0	0
t49	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0
t50	1	0	1	1	1	1	0	1	0	0

Keberadaan data mentah ini sangat penting karena kualitas hasil analisis Apriori sangat bergantung pada kelengkapan dan keakuratan data transaksi yang digunakan.

3.2 Hasil Representasi Data dalam Perangkat Lunak R

Data mentah transaksi penjualan yang telah direpresentasikan dalam bentuk tabel boolean selanjutnya diimpor ke dalam perangkat lunak R untuk membentuk objek transaksi (*transaction object*). Proses ini dilakukan menggunakan paket *arules*, yang umum digunakan dalam analisis *market basket analysis*. Representasi data mentah dalam RStudio ditunjukkan pada Gambar 1, yang memperlihatkan daftar item yang dibeli pada setiap transaksi.

```
> # Lihat struktur
> head(Cafe3)
  id transaksi mie kita(Indonie) chicken pok mental Carbonara Americano kopi kita Lychee Tea Ocean Blue Tahu walik
1          t1          1          1          1          0          1          1          1          1          1
2          t2          1          0          0          0          1          0          1          0          1
3          t3          0          1          1          1          0          1          0          1          0
4          t4          0          1          0          0          0          1          0          1          0
5          t5          0          1          0          0          0          1          0          0          0
6          t6          0          1          0          0          0          1          1          0          0
Mineral water Onde onde
1          0          0
2          1          0
3          1          1
4          0          1
5          0          1
6          0          1
> # Hilangkan kolom ID transaksi (optional, karena arules pakai index sebagai ID)
> data_only <- Cafe3[, -1]
```

Gambar 1. View Data Mentah Rstudio

Pada tampilan tersebut, setiap baris merepresentasikan satu transaksi, sedangkan item-item yang tercantum menunjukkan menu yang dibeli pelanggan dalam satu kali kunjungan. Data tidak lagi ditampilkan dalam bentuk nilai biner, melainkan dalam bentuk himpunan item, sehingga lebih mudah dipahami sebagai keranjang belanja pelanggan (*market basket*). Tampilan ini menegaskan bahwa data mentah telah berhasil dikonversi dari tabel boolean ke format transaksi yang dapat diproses oleh algoritma Apriori.

Keberadaan tampilan data mentah dalam RStudio ini memiliki peran penting dalam memastikan bahwa seluruh data transaksi telah terbaca dengan benar oleh sistem sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Apabila terdapat kesalahan pada tahap ini, seperti item yang tidak terbaca atau transaksi yang tidak lengkap, maka hasil aturan asosiasi yang dihasilkan dapat menjadi tidak akurat.

```

> inspect(head(trans))
  items transactionID
[1] {Mie.kita.Indomie.,
    Chicken.pok.mentai,
   Americano,
    Kopi.Kita,
    Lychee.Tea,
    Ocean.Blue,
    Tahu.walik} 1
[2] {Mie.kita.Indomie.,
   Americano,
    Lychee.Tea,
    Tahu.walik,
    Mineral.water} 2
[3] {Chicken.pok.mentai,
    Carbonara,
    Kopi.Kita,
    Ocean.Blue,
    Mineral.water,
    Onde.onde} 3
[4] {Chicken.pok.mentai,
    Kopi.Kita,
    Ocean.Blue,
    Onde.onde} 4
[5] {Chicken.pok.mentai,
    Kopi.Kita,
    Onde.onde} 5
[6] {Chicken.pok.mentai,
    Kopi.Kita,
    Lychee.Tea,
    Onde.onde} 6
  
```

Gambar 2. View Kombinasi Data Mentah Rstudio

Selain itu, tampilan data mentah pada Gambar 2 juga memberikan gambaran awal mengenai variasi kombinasi menu yang dibeli pelanggan. Terlihat bahwa setiap transaksi memiliki jumlah dan jenis item yang berbeda, yang menunjukkan adanya variasi perilaku pembelian pelanggan selama periode pengamatan. Variasi inilah yang kemudian menjadi dasar terbentuknya *frequent itemset* dan aturan asosiasi pada tahap analisis berikutnya.

Daftar barang yang dibeli dalam satu transaksi, misalnya:

1. Pada transaction ID = 1
Pelanggan membeli : Mie.kita. Indomie., Chicken.pok.mentai,Americano, Kopi.Kita, Lychee.Tea, Ocean.Blue, Tahu.Walik.
2. Pada transaction ID = 2
pelanggan membeli : Mie.kita. Indomie.,Americano, Lychee.Tea,Tahu.Walik, Mineral.water.
3. Pada transaction ID = 3
Pelanggan membeli : Chicken.pok.mentai, Carbonara, Kopi.Kita, Ocean.Blue, Mineral.water, Onde.onde.

Dengan demikian, tahap representasi dan verifikasi data mentah dalam RStudio merupakan langkah krusial yang menjamin validitas hasil analisis algoritma Apriori yang disajikan pada subbab selanjutnya.

3.3 Hasil Penerapan Algoritma Apriori

Algoritma Apriori diterapkan pada objek transaksi dengan menggunakan parameter minimum *support* dan minimum *confidence* yang telah ditentukan. Parameter ini digunakan untuk menyaring kombinasi menu yang jarang muncul sehingga hanya aturan asosiasi yang relevan yang dihasilkan.

3.3.1. Pembentukan *Frequent Itemset*

Hasil penerapan algoritma Apriori menunjukkan bahwa terdapat sejumlah kombinasi menu yang sering muncul secara bersamaan dalam data transaksi. Kombinasi menu ini disebut sebagai *frequent itemset*. *Itemset* dengan nilai *support* tinggi

menunjukkan bahwa menu-menu tersebut sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan seperti Gambar 3 dibawah ini.

```
> inspect(sort(rules, by = "lift")[1:10])
```

	lhs	rhs	support	confidence	coverage	lift	count
[1]	{Chicken.pok.mentai, Carbonara}	=> {Onde.onde}	0.12	0.8571429	0.14	2.678571	6
[2]	{Chicken.pok.mentai, Carbonara, Kopi.kita}	=> {Onde.onde}	0.12	0.8571429	0.14	2.678571	6
[3]	{Chicken.pok.mentai, Kopi.kita, Ocean.Blue}	=> {Onde.onde}	0.10	0.8333333	0.12	2.604167	5
[4]	{Chicken.pok.mentai, Kopi.kita}	=> {Onde.onde}	0.26	0.8125000	0.32	2.539062	13
[5]	{Ocean.Blue, Onde.onde}	=> {Chicken.pok.mentai}	0.10	1.0000000	0.10	2.272727	5
[6]	{Mineral.water, Onde.onde}	=> {Chicken.pok.mentai}	0.10	1.0000000	0.10	2.272727	5
[7]	{Americano, Lychee.Tea}	=> {Tahu.walik}	0.38	1.0000000	0.38	2.272727	19
[8]	{Mie.kita.Indomie., Lychee.Tea}	=> {Tahu.walik}	0.38	1.0000000	0.38	2.272727	19
[9]	{Kopi.kita, Ocean.Blue, Onde.onde}	=> {Chicken.pok.mentai}	0.10	1.0000000	0.10	2.272727	5
[10]	{Americano, Lychee.Tea, Ocean.Blue}	=> {Tahu.walik}	0.12	1.0000000	0.12	2.272727	6

Gambar 3. Hasil *Frequent Itemset* Rstudio

Kolom *Left Hand Side* (LHS) merepresentasikan kondisi produk yang dibeli secara bersamaan oleh pelanggan dalam satu transaksi, sedangkan *Right Hand Side* (RHS) menunjukkan produk yang berpotensi atau mungkin juga dibeli ketika kombinasi pada LHS telah muncul. Nilai *support* menggambarkan proporsi transaksi yang mengandung kombinasi antara produk pada sisi kiri dan sisi kanan, misalnya nilai 0,12 menunjukkan bahwa 12% dari seluruh transaksi mengandung kombinasi produk tersebut. Nilai *confidence* menunjukkan tingkat peluang munculnya produk pada RHS ketika produk pada LHS telah dibeli, di mana nilai 0,85 berarti 85% pelanggan yang membeli kombinasi produk pada LHS juga membeli produk pada RHS.

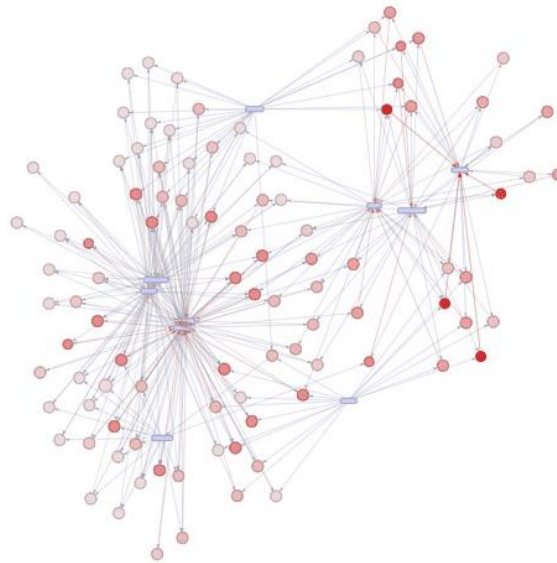
Selanjutnya, nilai *lift* digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan antara LHS dan RHS dibandingkan dengan kemungkinan kemunculan secara acak. Nilai *lift* yang lebih besar dari satu menunjukkan adanya hubungan positif, sehingga produk pada RHS cenderung dibeli bersama produk pada LHS dan berpotensi untuk dikembangkan sebagai strategi *bundling* atau promosi. Sebaliknya, nilai *lift* yang sama dengan satu menunjukkan hubungan yang bersifat netral, sedangkan nilai *lift* yang kurang dari satu mengindikasikan hubungan negatif sehingga produk pada RHS jarang dibeli bersama produk pada LHS. Selain itu, nilai *coverage* menjelaskan proporsi transaksi yang hanya mengandung item pada LHS dan menjadi dasar dalam perhitungan nilai *confidence*. Sementara itu, nilai *count* menunjukkan jumlah transaksi aktual yang mengandung aturan asosiasi tersebut dalam bentuk angka, misalnya enam transaksi dari total lima puluh transaksi.

Secara ilmiah, terbentuknya *frequent itemset* menunjukkan adanya keterkaitan preferensi pelanggan terhadap menu tertentu. Pelanggan cenderung memilih menu yang saling melengkapi baik dari sisi rasa, fungsi konsumsi, maupun harga.

3.3.2. Aturan Asosiasi Berdasarkan Nilai *Support* dan *Confidence*

Dari *frequent itemset* yang terbentuk, algoritma Apriori menghasilkan aturan asosiasi dengan nilai *support* dan *confidence* tertentu. Nilai *support* menunjukkan proporsi transaksi yang mengandung kombinasi menu pada sisi kiri (*LHS*) dan sisi kanan (*RHS*), sedangkan nilai *confidence* menunjukkan peluang pembelian menu pada *RHS* ketika menu pada *LHS* telah dibeli.

Hasil aturan asosiasi ini divisualisasikan dalam bentuk *visual node* pada Gambar 4. Persebaran node yang terlihat pada gambar menunjukkan bahwa terdapat banyak variasi hubungan antar menu, mulai dari hubungan yang sangat kuat hingga hubungan yang relatif lemah.

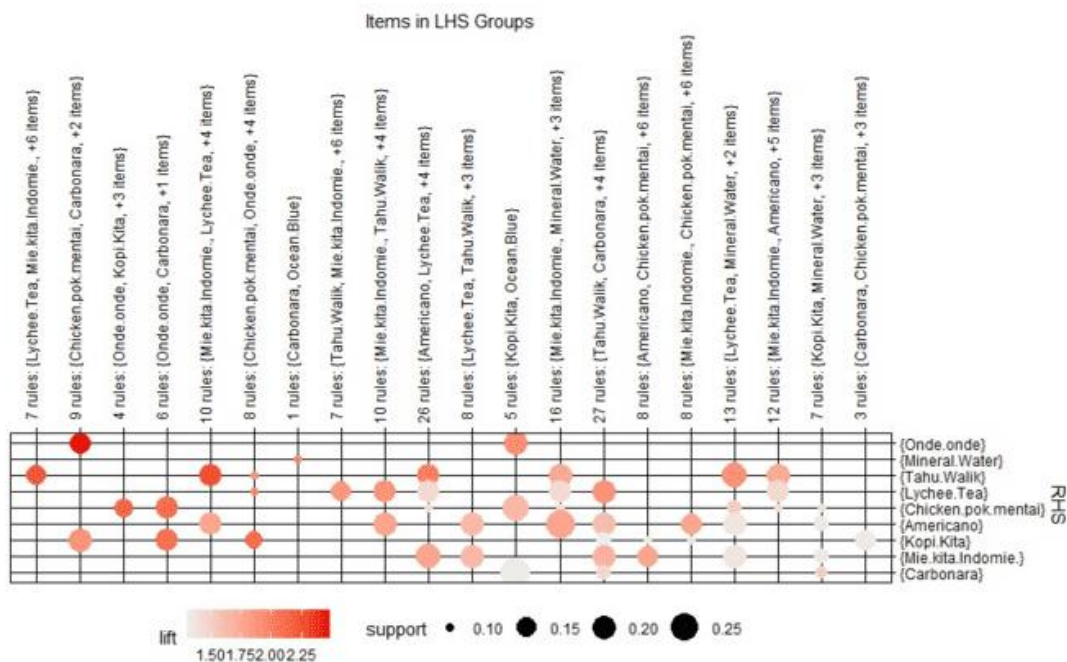


Gambar 4. Output Visual Node Rstudio

3.4 Analisis Kekuatan Hubungan Antar Menu (*Lift Analysis*)

Selain nilai *support* dan *confidence*, nilai *lift* digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan antar menu dibandingkan dengan kemunculan secara acak. Aturan asosiasi dengan nilai *lift* lebih besar dari satu menunjukkan adanya hubungan positif antar menu.

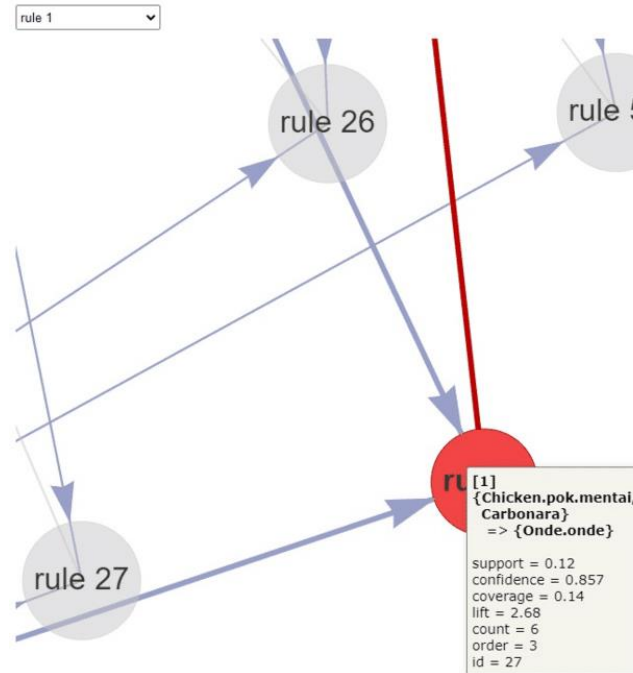
Pada Gambar 5 ditunjukkan visualisasi aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma Apriori dalam bentuk node. Warna node yang semakin merah menunjukkan nilai *lift* yang semakin tinggi, yang mengindikasikan bahwa hubungan antara kombinasi produk pada sisi kiri (*left-hand side / LHS*) dan produk pada sisi kanan (*right-hand side / RHS*) semakin kuat dan tidak terjadi secara kebetulan. Selain itu, ukuran node yang semakin besar merepresentasikan nilai *support* yang semakin tinggi, yang berarti kombinasi produk tersebut semakin sering muncul dalam keseluruhan transaksi penjualan.



Gambar 5. Visualisasi Aturan Asosiasi Menu Berdasarkan Nilai *Support* dan *Lift* pada Cafe Little Flock

Pada visualisasi ini, kolom LHS merepresentasikan kombinasi produk yang dibeli pelanggan dalam satu transaksi, sedangkan baris bagian kanan atau RHS menunjukkan produk yang berpotensi atau direkomendasikan untuk dibeli bersamaan dengan kombinasi tersebut. Dengan demikian, visualisasi pada Gambar 5 tidak hanya menggambarkan frekuensi dan kekuatan hubungan antar menu, tetapi juga memberikan informasi yang relevan dalam menentukan kombinasi produk yang memiliki potensi tinggi untuk dikembangkan sebagai strategi promosi atau *bundling*.

3.4.1. Aturan Asosiasi dengan Hubungan Kuat



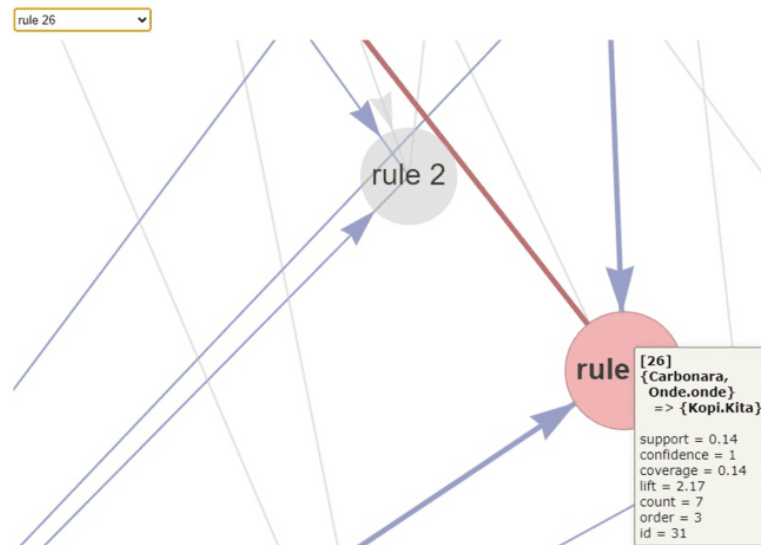
Gambar 6. Visualisasi Node Hubungan Kuat

Pada rule 1 ini ditunjukkan aturan asosiasi dengan warna node merah pekat dan ukuran node besar. Kombinasi menu pada aturan ini memiliki nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang tinggi. Salah satu temuan penting adalah bahwa ketika pelanggan membeli Chicken Pok Mentai dan Carbonara, terdapat peluang tinggi pelanggan juga membeli Onde-onde. Temuan ini menunjukkan bahwa kombinasi menu tersebut memiliki keterkaitan konsumsi yang kuat dan layak dipertimbangkan sebagai paket promosi.

3.4.2 Aturan Asosiasi dengan Hubungan Sedang dan Lemah

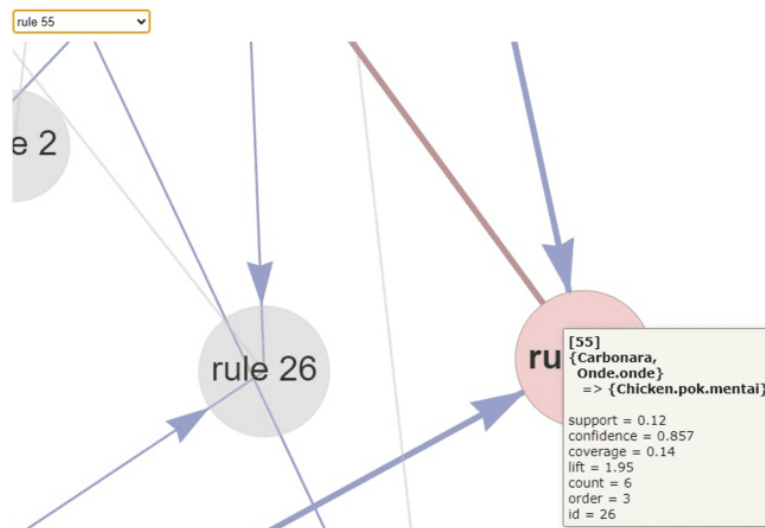
Sebaliknya, pada Gambar 7 dan Gambar 8 ditunjukkan aturan asosiasi dengan warna node yang lebih pudar. Aturan ini menunjukkan bahwa meskipun kombinasi menu tersebut pernah dibeli secara bersamaan, hubungan antar menu tidak cukup kuat. Kondisi ini mengindikasikan bahwa tidak semua kombinasi menu layak dijadikan strategi *bundling*.

Analisis ini penting agar pihak kafe tidak mengambil keputusan promosi yang kurang efektif berdasarkan kombinasi menu yang jarang dibeli bersama.



Gambar 7. Visualisasi Node Hubungan Sedang

Pada rule 26 dapat dilihat jika bulatan merahnya tidak sepekat seperti rule 1 yang berarti kombinasi menu ini masih sering dibeli, tapi tidak sesering bulatan warna merah pekat pada hasil visual node

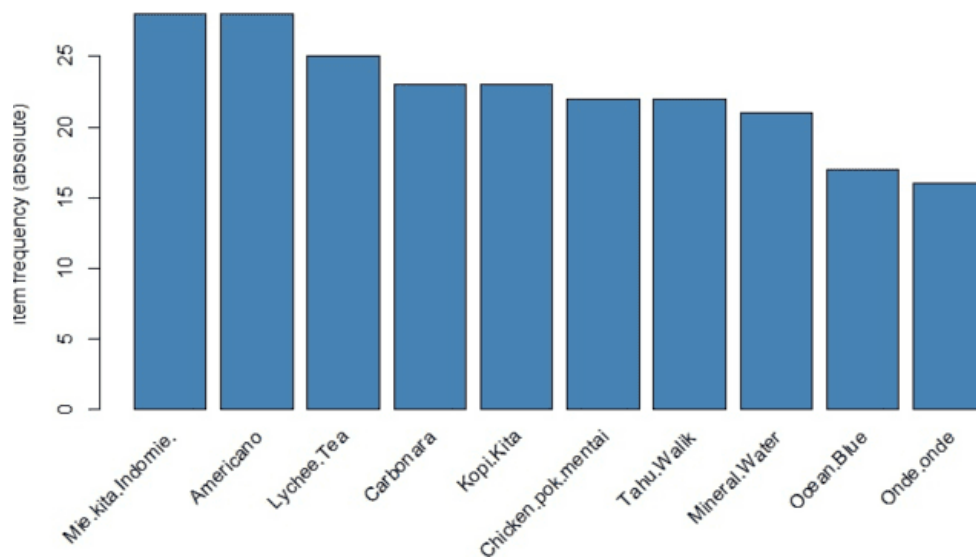


Gambar 8. Visualisasi Node Hubungan Lemah

Pada rule 55 ini dapat dilihat jika bulatannya sudah tidak merah lagi, sudah sangat pudar dari rule 1 dan rule 26 sebelumnya. Ini merupakan kombinasi menu pilihan yang jarang dibeli pelanggan. Sehingga jika pelanggan membeli carbonara dan onde onde belum tentu akan membeli chicken pok mentai

3.5 Analisis Produk Paling Sering Dibeli

Untuk melengkapi hasil analisis Apriori, dilakukan analisis frekuensi pembelian masing-masing menu. Grafik sepuluh produk yang paling sering dibeli selama satu bulan ditampilkan pada Gambar 9.



Gambar 9. 10 Produk Terbanyak Dibeli

Hasil grafik menunjukkan bahwa Mie Kita Indomie danAmericano merupakan dua produk dengan frekuensi pembelian tertinggi. Secara ilmiah, produk dengan frekuensi tinggi ini dapat dikategorikan sebagai *anchor product*, yaitu produk utama yang mendorong pembelian produk lainnya.

Keberadaan *anchor product* ini memperkuat hasil analisis Apriori dan dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam perancangan strategi promosi dan penataan menu.

3.6 Implikasi Temuan Penelitian

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan algoritma Apriori mampu mengidentifikasi pola pembelian pelanggan secara sistematis berdasarkan data transaksi penjualan. Temuan ini membuktikan bahwa data transaksi memiliki nilai strategis yang dapat dimanfaatkan untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis berbasis data.

Kombinasi menu dengan nilai *support* dan *lift* yang tinggi menunjukkan adanya hubungan pembelian yang kuat, sehingga dapat dijadikan dasar dalam penyusunan strategi *bundling* dan promosi penjualan. Selain itu, keberadaan produk dengan frekuensi pembelian tinggi sebagai *anchor product* dapat dimanfaatkan untuk mendorong penjualan menu pendamping.

Dari sisi operasional, pola pembelian yang terbentuk juga dapat digunakan sebagai acuan dalam perencanaan persediaan bahan baku agar ketersediaan produk tetap terjaga. Secara keseluruhan, temuan penelitian ini menegaskan bahwa algoritma Apriori efektif digunakan sebagai alat pendukung pengambilan keputusan pada usaha kafe dan mampu menjawab permasalahan penelitian yang telah dirumuskan.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis data transaksi penjualan Cafe Little Flock menggunakan algoritma Apriori, dapat disimpulkan bahwa pola pembelian pelanggan dapat diidentifikasi secara sistematis melalui pendekatan *market basket analysis*. Penerapan algoritma Apriori mampu mengungkap hubungan antar menu yang sering dibeli secara bersamaan berdasarkan nilai *support*, *confidence*, dan *lift*, sehingga memberikan gambaran yang lebih objektif mengenai perilaku pembelian pelanggan.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa beberapa kombinasi menu memiliki hubungan pembelian yang kuat dan konsisten, yang ditunjukkan oleh nilai *support* dan *lift* yang tinggi. Temuan ini membuktikan bahwa data transaksi penjualan yang selama ini bersifat operasional dapat dimanfaatkan sebagai sumber informasi strategis dalam

mendukung pengambilan keputusan manajerial, khususnya dalam penyusunan strategi promosi dan *bundling* produk.

Secara keseluruhan, penelitian ini menegaskan bahwa algoritma Apriori efektif digunakan sebagai alat analisis untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data pada usaha kafe. Hasil yang diperoleh telah menjawab tujuan penelitian dan memberikan kontribusi praktis dalam perancangan strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran.

5. Daftar Pustaka

- Ansori, Manual, U., Brämswig, K., Ploner, F., Martel, A., Bauernhofer, T., Hilbe, W., Kühr, T., Leitgeb, C., Mlineritsch, B., Petzer, A., Seebacher, V., Stöger, H., Girschikofsky, M., Hochreiner, G., Ressler, S., Romeder, F., Wöll, E., Brodowicz, T., ... Baker, D. (2022). No 主観的健康感を中心とした在宅高齢者における健康関連指標に関する共分散構造分析Title. *Science*, 7(1), 1–8. <http://link.springer.com/10.1007/s00232-014-9701-9><http://link.springer.com/10.1007/s00232-014-9700-x><http://dx.doi.org/10.1016/j.jmr.2008.11.017><http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1090780708003674><http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/1191>
- Apriana, D., & Yuliansyah, C. (2024). Mengoptimalkan Penjualan Online Melalui Teknik Data Mining (Studi Kasus E-Commerce). *AL-MIKRAJ Jurnal Studi Islam Dan Humaniora* (E-ISSN 2745-4584), 4(02), 514–527. <https://doi.org/10.37680/almikraj.v4i02.4774>
- Apriyanto, B., & Sitio, S. L. M. (2025). Penerapan K-Means dalam Menganalisis Pola Pembelian Pelanggan Pada Data Transaksi E-Commerce. *Bit-Tech*, 7(3), 790–797. <https://doi.org/10.32877/bt.v7i3.2195>
- Brighton, K., & Hariyanto, S. (2024). Penerapan Metode Market Basket Analisis Dengan Algoritma Apriori Pada Toko Ritel Elektronik. *Bit-Tech*, 7(1), 37–46. <https://doi.org/10.32877/bt.v7i1.1417>
- Endrayanto Eko Christmawan, P., Kussuma Adiputra, A., Ilmu Sosial dan Ekonomi, F., & Respati Yogyakarta, U. (2023). Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Usaha Mikro, Kecil dan Menengah (UMKM) dalam Menggunakan Informasi Akuntansi (Studi Kasus Pada UMKM Kuliner di Kecamatan Depok). *Equilibrium Jurnal Bisnis & Akuntansi*, XVII(1), 1–17.
- Harjoseputro, Y., & Thomas Adi Purnomo Sidhi. (2021). Pemanfaatan Sistem Informasi Pada Usaha Kecil Menengah Untuk Pencatatan dan Pelaporan Transaksi Penjualan. *Dinamisia: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 5(5), 1305–1317. <https://doi.org/10.31849/dinamisia.v5i5.4209>
- Hofsah, T. P., & Anggoro, T. (2024). 1999-2014. *Journal Of Social Science Research*, 4, 1999–2014.
- Irwan, M., & Nasution, P. (2025). Data Management Sebagai Kunci Keunggulan. *Jurnal Ilmiah Nusantara (JINU)*, 2(4), 419–428.
- Maoulana, R., Irawan, B., & Bahtiar, A. (2024). Data Mining Dalam Konteks Transaksi Penjualan Hijab Dengan Menggunakan Algoritma Clustering K-Means. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(1), 515–521. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8504>
- Natasya, A., Irwan, M., Nasution, P., Ekonomi, F., Bisnis, D., Islam, U., Sumatera, N., Ekonomi, F., Bisnis, D., Islam, U., & Sumatera, N. (2025). *Sistem informasi manajemen pemasaran sebagai strategi peningkatan penjualan di era digital*. 02, 73–78.
- Rahman, I. F., & Riana, D. (2025). Market Basket Analysis untuk Penjualan Retail: Perbandingan Akurasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Berbasis CRISP-DM. *Jurnal Algoritma*, 22(1), 468–479. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.22-1.2303>
- Rahmawati, S. D., Oktavia, A. B., Putri, F. S. A., & Fithri, D. L. (2025). Penerapan

- Algoritma Apriori Untuk Menemukan Pola Asosiasi Pada Data Penjualan Retail Fashion. *Simkom*, 10(2), 289–295. <https://doi.org/10.51717/simkom.v10i2.910>
- Robby Suganda, & Achmad Solichin. (2024). Analisis Transaksi Penjualan Produk Minuman Kopi Menggunakan Metode Association Rule Dengan Algoritma Apriori. *KRESNA: Jurnal Riset Dan Pengabdian Masyarakat*, 4(1), 23–32. <https://doi.org/10.36080/kresna.v4i1.132>
- Wijaya, A., Faqih, A., Solihudin, D., Rohmat, C. L., & Eka Permana, S. (2024). Penerapan Association Rules Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Identifikasi Pola Pembelian. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(6), 3871–3878. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i6.8270>