

Penerapan Business Intelligence Untuk Analisis Penjualan Dan Perilaku Konsumen Kuliner Lokal di Sulawesi Selatan Dengan Algoritma Apriori

Desy Indri Luthfia Andy^a, Purnawansyah^b, St. Hajrah Mansyur^c

Universitas Muslim Indonesia, Makassar, Indonesia

^a13120210030@umi.ac.id; ^bpurnawansyah@umi.ac.id; ^csthajrahmansyur@umi.ac.id

Received: 20-08-2025 | Revised: 20-06-2026 | Accepted: 26-06-2026 | Published: 29-06-2026

Abstrak

Industri kuliner di Sulawesi Selatan terus mengalami pertumbuhan yang signifikan, didorong oleh meningkatnya permintaan dan ekspektasi konsumen. Dalam upaya untuk tetap kompetitif, pelaku bisnis di industri ini membutuhkan pendekatan yang lebih efektif untuk menganalisis data penjualan dan perilaku konsumen. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan Business Intelligence dengan menggunakan algoritma Apriori guna mengidentifikasi pola penjualan dan perilaku konsumen dalam segmentasi pasar kuliner lokal di Sulawesi Selatan. Algoritma Apriori dipilih karena kemampuannya dalam menemukan frequent itemsets dan menghasilkan association rules yang dapat mengungkap keterkaitan antar produk yang sering dibeli secara bersamaan. Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan data yang diperoleh dari transaksi penjualan sejumlah bisnis kuliner di Sulawesi Selatan. Data tersebut melalui proses preprocessing sebelum dianalisis dengan algoritma Apriori. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai pola pembelian konsumen, tren penjualan, serta preferensi produk di industri kuliner lokal. Selain itu, hasil analisis ini dapat membantu pelaku bisnis dalam mengambil keputusan strategis yang berbasis data, seperti mengoptimalkan persediaan produk, merancang promosi yang lebih efektif, dan meningkatkan kepuasan pelanggan. Dengan mengintegrasikan analisis data ke dalam strategi bisnis, penelitian ini berkontribusi dalam mendorong inovasi serta meningkatkan daya saing pelaku bisnis kuliner di Sulawesi Selatan.

Kata kunci: *business intelligence*, algoritma apriori, analisis penjualan, perilaku konsumen, kuliner lokal.

Pendahuluan

Sulawesi Selatan merupakan salah satu provinsi di Indonesia yang kaya akan kuliner khas, seperti Coto Makassar, Pallubasa, Kapurung, Buras, Bassang, Nasu Likku, dan Palumara. Keunikan kuliner ini tidak hanya menjadi identitas budaya, tetapi juga berperan sebagai daya tarik wisata serta sumber pendapatan bagi pelaku usaha lokal. Pertumbuhan industri kuliner yang pesat di daerah ini diiringi dengan meningkatnya persaingan, baik antar usaha tradisional maupun modern. Dalam kondisi tersebut, pemahaman mendalam mengenai perilaku konsumen menjadi kunci keberhasilan pelaku usaha dalam mempertahankan dan meningkatkan penjualan [1].

Perkembangan teknologi informasi telah membuka peluang besar untuk memanfaatkan data penjualan sebagai sumber informasi strategis [2], [3]. Data transaksi dari sistem Point of Sale (POS) maupun platform pemesanan daring menyimpan pola pembelian yang berharga [4], namun seringkali hanya digunakan sebatas pencatatan administratif tanpa analisis lebih lanjut. Padahal, analisis data yang tepat dapat membantu pelaku usaha mengidentifikasi menu yang paling diminati, kombinasi menu yang sering dibeli bersamaan, hingga pola pembelian musiman yang bermanfaat dalam strategi bisnis [5].

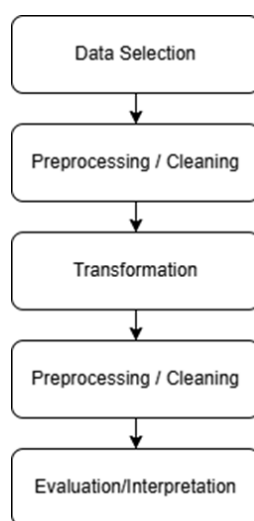
Business Intelligence (BI) hadir sebagai solusi strategis dalam memanfaatkan data penjualan untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data (data-driven decision making) [6], [7]. BI menggabungkan proses pengumpulan, integrasi, analisis, dan visualisasi data sehingga menghasilkan insight yang akurat dan relevan [8], [9]. Salah satu teknik analisis yang relevan dalam konteks ini adalah Market Basket Analysis (MBA), yang berfokus pada menemukan keterkaitan antar produk dalam satu transaksi [10], [11]. Dari berbagai algoritma yang digunakan, Apriori merupakan metode yang paling populer [12] karena mampu menemukan frequent itemset dan menghasilkan aturan asosiasi berdasarkan nilai support, confidence, dan lift [13], [14]. Dengan demikian, pelaku usaha dapat merancang strategi pemasaran yang lebih efektif, seperti cross-selling, promosi bundling, optimasi stok bahan baku, hingga personalisasi promosi [15].

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa penerapan algoritma Apriori dalam analisis data penjualan mampu meningkatkan efektivitas pemasaran dan efisiensi pengelolaan stok di berbagai sektor bisnis, termasuk ritel

dan usaha kecil [16]. Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini dilakukan untuk menerapkan Business Intelligence dengan algoritma Apriori pada industri kuliner lokal di Sulawesi Selatan. Tujuan dari penelitian ini adalah membangun sistem analisis data penjualan yang mampu mengidentifikasi pola pembelian konsumen serta menghasilkan wawasan yang dapat mendukung strategi pemasaran, pengelolaan stok, dan peningkatan daya saing pelaku usaha kuliner lokal di Sulawesi Selatan

Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode applied research untuk menganalisis data penjualan kuliner lokal di Sulawesi Selatan menggunakan algoritma Apriori yang diintegrasikan dengan Business Intelligence (BI). Tahapan penelitian ini mengikuti kerangka Knowledge Discovery in Database (KDD) yang mencakup lima tahap utama sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

A. *Data selection*

Mengumpulkan data transaksi penjualan dari mitra usaha kuliner, baik melalui sistem *Point of Sales* (POS) maupun pencatatan manual. Data yang dikumpulkan meliputi kode produk, nama kuliner, kategori, jumlah penjualan, waktu transaksi, serta ID pelanggan jika tersedia.

B. *Preprocessing/Cleaning*

Melakukan pembersihan data dengan cara menghapus duplikasi transaksi, menstandarkan penulisan nama produk, dan memastikan konsistensi kategori agar data siap untuk dianalisis [17].

C. *Transformation*

Mengubah data transaksi ke dalam format basket transaction, di mana setiap transaksi direpresentasikan sebagai kumpulan item yang dibeli bersamaan [18].

D. *Data mining*

Menerapkan algoritma Apriori untuk menemukan frequent itemsets dan association rules dengan menggunakan parameter utama berupa support, confidence, dan lift ratio [19].

E. *Evaluation/Interpretation*

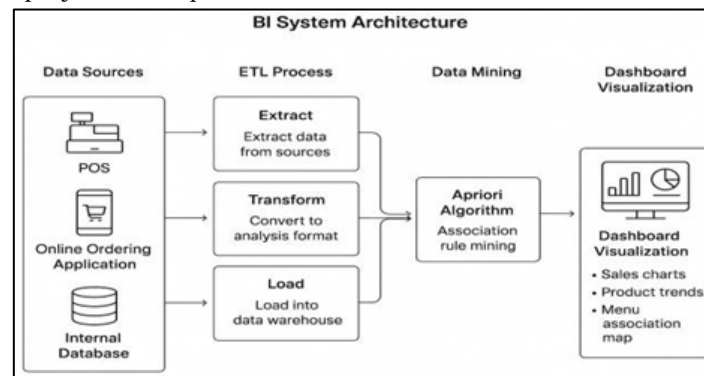
Mengevaluasi aturan asosiasi yang terbentuk untuk kemudian diinterpretasikan bersama pelaku usaha sehingga dapat dimanfaatkan dalam strategi promosi, rekomendasi menu, dan paket bundling.

Perancangan

A. *Arsitektur Sistem BI*

Pada tahap ini dirancang arsitektur sistem Business Intelligence (BI) yang digunakan untuk menganalisis data penjualan kuliner lokal di Sulawesi Selatan. Sistem terdiri dari beberapa komponen utama, yaitu sumber data (POS, aplikasi daring, database internal), proses ETL (ekstraksi, transformasi, pemuatan ke

data warehouse), analisis data mining menggunakan algoritma Apriori, serta visualisasi dashboard yang menampilkan grafik penjualan, tren produk, dan asosiasi menu.



Gambar 2. Arsitektur sistem BI

B. Perancangan basis data

Perancangan basis data dilakukan untuk mengelola dan menyimpan data transaksi kuliner secara terstruktur sehingga mudah diolah menggunakan algoritma Apriori. Basis data ini terdiri atas beberapa tabel utama, yaitu Tabel Produk, Tabel Transaksi, dan Tabel Konsumen (opsional).

1. Tabel produk

Tabel ini menyimpan informasi mengenai daftar kuliner lokal khas Sulawesi Selatan yang menjadi objek analisis. Atribut yang disimpan meliputi kode produk, nama menu, kategori produk, dan harga. Dengan adanya tabel produk, setiap transaksi dapat direlasikan dengan item kuliner tertentu secara unik melalui kode produk seperti yang tertera pada tabel berikut ini:

Tabel 1. Tabel produk

Kode Produk	Nama Menu	Kategori Produk	Harga (Rp)
M01	Coto Makassar	Makanan Berkuah Daging Sapi	25.000
M02	Pallubasa	Makanan Berkuah Daging+Jeroan	27.000
M03	Kapurung	Makanan Sagu + Sayuran/Ikan	20.000
M04	Buras	Makanan Pokok (Pengganti Nasi)	5.000
M05	Bassang	Makanan Manis/Jagung	12.000
M06	Nasu Likku	Ayam Berbumbu Santan	30.000
M07	Palumara	Ikan Kuah Segar	28.000

2. Tabel transaksi

Tabel transaksi berfungsi menyimpan riwayat pembelian konsumen. Setiap transaksi dicatat berdasarkan ID transaksi, tanggal, dan daftar produk yang dibeli. Struktur ini memudahkan proses transformasi data menjadi format *basket transaction* yang diperlukan algoritma Apriori untuk menemukan kombinasi item yang sering dibeli bersamaan.

Tabel 2. Tabel transaksi

ID Transaksi	Tanggal	Daftar Produk
T001	2025-01-03	M01, M04
T002	2025-01-03	M02, M04, M05
T003	2025-01-04	M03, M07
T004	2025-01-04	M01, M02, M04
T005	2025-01-05	M06, M04
T006	2025-01-05	M01, M03, M04
T007	2025-01-06	M02, M07
T008	2025-01-06	M05, M03, M04

T009	2025-01-07	M01, M02, M06
T010	2025-01-07	M07, M04

3. Tabel konsumen

Untuk mendukung analisis yang lebih mendalam, dapat ditambahkan tabel konsumen yang memuat informasi demografi pelanggan, seperti usia, jenis kelamin, domisili, dan pekerjaan. Data ini bermanfaat apabila penelitian ingin diperluas ke arah segmentasi pelanggan atau personalisasi promosi berdasarkan karakteristik konsumen.

Tabel 3. Tabel konsumen

ID Pelanggan	Nama	Usia	Jenis Kelamin	Kota/Kabupaten	Pekerjaan
C001	Andi Rahman	28	Laki-laki	Makassar	Karyawan Swasta
C002	Sitti Aisyah	34	Perempuan	Gowa	Ibu Rumah Tangga
C003	Muhammad Irfan	22	Laki-laki	Palopo	Mahasiswa
C004	Nurul Hidayah	41	Perempuan	Bone	Pegawai Negeri
C005	Rudiansyah	29	Laki-laki	Pare-pare	Wirausaha
C006	Fitriani	25	Perempuan	Maros	Karyawan Swasta
C007	Arman Sulaiman	36	Laki-laki	Bulukumba	Nelayan
C008	Hasna Lestari	31	Perempuan	Sinjai	Guru
C009	Fadli Akbar	27	Laki-laki	Soppeng	Pedagang
C010	Mardiana	38	Perempuan	Wajo	Petani

Dengan adanya basis data ini, sistem BI dapat melakukan proses ekstraksi, transformasi, dan analisis data penjualan secara lebih efisien. Hubungan antar tabel (produk–transaksi–konsumen) juga mendukung integrasi data yang rapi sehingga hasil analisis Apriori lebih akurat dan mudah diinterpretasikan.

Pemodelan

A. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah salah satu teknik dalam data mining yang digunakan untuk menemukan aturan asosiasi (association rules) antara kombinasi item dengan beberapa faktor dalam suatu database, yang juga dikenal sebagai tahap penemuan pola frekuensi tinggi (high frequent pattern mining) [20], [21], [22]. Algoritma ini bekerja dengan menghasilkan kandidat item secara berturut-turut yang kemudian dianalisis untuk dijadikan pola frekuensi, di mana pentingnya suatu aturan asosiasi diukur melalui dua parameter utama, yaitu support dan confidence; support menunjukkan persentase kombinasi itemset yang muncul dalam transaksi di database, sedangkan confidence menunjukkan persentase kuatnya hubungan antar itemset dalam aturan asosiasi tertentu. Secara formal, sebuah association rule dinyatakan dalam bentuk implikasi $X \rightarrow Y$, di mana X dan Y adalah item berbeda, dan kekuatan aturan ini dapat diketahui melalui nilai support dan confidence. Algoritma Apriori populer karena kemampuannya dalam menemukan pola-pola item yang memiliki frekuensi tinggi, yaitu pola dengan nilai support di atas ambang batas minimum yang disebut minimum support. Proses algoritma ini dilakukan secara iteratif atau dalam beberapa tahap (pass), dimulai dengan penyusunan kandidat itemset melalui kombinasi itemset dari iterasi sebelumnya, kemudian dilakukan teknik pruning untuk menghilangkan kandidat yang memiliki subset k-1 yang tidak memenuhi kriteria, selanjutnya dilakukan penghitungan nilai support untuk setiap kandidat itemset dengan melakukan scan berulang terhadap database, lalu ditetapkan pola frekuensi tinggi untuk kandidat yang nilai support-nya melebihi minimum support, dan proses ini berlanjut hingga tidak ditemukan lagi pola

frekuensi tinggi baru, sehingga iterasi dihentikan, menghasilkan sekumpulan aturan asosiasi yang dapat digunakan untuk menganalisis perilaku transaksi dan pola pembelian dalam database secara efektif.

Algoritma Apriori dikenal sebagai yang memiliki popularitas tinggi dalam bidang menemukan pola dengan tingkat frekuensi yang tinggi. Pola frekuensi tinggi adalah pola-pola item di dalam suatu database yang memiliki frekuensi atau support di atas ambang batas tertentu yang disebut dengan istilah minimum support [23]. Algoritma apriori dibagi menjadi beberapa tahap yang disebut iterasi atau pass yaitu:

Pertama, Penyusunan kandidat itemset dengan cara melakukan kombinasi k-1 dari hasil yang telah dilakukan pada iterasi sebelumnya. Algoritma apriori melakukan dengan teknik pruning atau pemangkasan terhadap kandidat itemset subset k-1.

Kedua, Penghitungan nilai support untuk tiap item dari kandidat itemset. Support dihitung dengan cara melakukan scan berulang terhadap database yang memiliki semua item dalam kandidat itemset tersebut.

Keempat, Penetapan pola frekuensi tinggi yang memiliki kandidat item atau itemset dimana nilai support dari kandidat tersebut lebih besar dari nilai minimal support yang telah ditetapkan.

Kelima, Apabila tidak ditemukan pola frekuensi tinggi yang baru, maka hentikan semua literasi yang dilakukan oleh algoritma apriori.

1. Pola frekuensi tinggi

Tahapan ini bertujuan untuk menemukan pola-pola frekuensi tinggi (high frequent pattern), yaitu sekumpulan kombinasi item yang sering muncul secara bersamaan dalam sebuah kumpulan data transaksi. Dalam algoritma Apriori, proses ini dilakukan dengan cara membentuk kandidat kombinasi itemset terlebih dahulu, kemudian mengevaluasi seberapa sering kombinasi tersebut muncul pada database transaksi. Kandidat itemset yang memiliki nilai *support* lebih besar atau sama dengan nilai *minimum support* yang telah ditentukan akan dianggap sebagai *frequent itemset* atau pola frekuensi tinggi [24]. Semakin tinggi nilai support, semakin sering kombinasi item tersebut muncul, sehingga dapat dianggap penting dalam pembentukan aturan asosiasi [25]. Apabila dalam proses pembentukan kandidat tidak ditemukan lagi pola baru yang memenuhi kriteria minimum support, maka proses penentuan pola frekuensi tinggi akan dihentikan, dan algoritma akan menggunakan hasil kombinasi itemset terakhir sebagai dasar dalam pembuatan aturan asosiasi. Tahapan ini sangat penting karena menjadi pondasi awal untuk menentukan pola hubungan antar item dalam database. Untuk menghitung pola kombinasi item yang memenuhi syarat minimum support, perhitungannya dapat dilihat pada persamaan (1).

$$support(A) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung } A}{\sum \text{Total transaksi}} \quad (1)$$

2. Pembentukan aturan asosiasi

Pembentukan aturan asosiasi merupakan tahap penting dalam algoritma Apriori yang bertujuan untuk menemukan dan menyajikan hubungan antar-item dalam bentuk aturan *IF-THEN* berdasarkan pola data transaksi. Aturan ini dihasilkan dari proses analisis data yang bersifat probabilistik, artinya hubungan antar-item dihitung berdasarkan peluang atau kemungkinan kemunculan item dalam satu keranjang belanja. Tahapan ini dilakukan untuk mengukur seberapa kuat dan seberapa akurat hubungan antar-item yang terbentuk dalam database transaksi. Dalam pembentukan aturan, sistem akan menghitung persentase transaksi yang mengandung item A sekaligus mengandung item B dalam satu transaksi. Kekuatan aturan asosiasi diukur menggunakan parameter *confidence*, yaitu nilai yang menunjukkan seberapa besar kemungkinan item B dibeli oleh konsumen ketika mereka membeli item A. Semakin tinggi nilai *confidence*, semakin kuat pula hubungan antar-item tersebut dan semakin relevan aturan yang dihasilkan untuk dijadikan dasar pengambilan keputusan, misalnya untuk menentukan strategi promosi atau rekomendasi produk. Perhitungan *confidence* dilakukan menggunakan rumus pada persamaan (3) dan (4), di mana hasil perhitungannya membantu menentukan seberapa layak suatu aturan asosiasi dipertahankan atau dihilangkan.

$$Confidence = P(B|A) \quad (3)$$

$$Confidence = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{Total transaksi}} \quad (4)$$

B. *Lift Ratio*

Lift ratio adalah salah satu ukuran penting dalam analisis aturan asosiasi (*association rule*) yang digunakan untuk mengetahui seberapa kuat keterkaitan antar-item dalam sebuah aturan yang telah terbentuk. Nilai *lift ratio* berperan sebagai indikator untuk menentukan apakah suatu aturan asosiasi valid dan bermanfaat atau justru tidak signifikan. Secara sederhana, *lift ratio* membandingkan probabilitas kemunculan item X dan Y secara bersamaan dengan probabilitas kemunculan keduanya secara independen. Jika nilai *lift ratio* sama dengan 1, maka hal ini menunjukkan bahwa item X dan Y bersifat independen, artinya kemunculan satu item tidak memengaruhi kemunculan item lainnya, sehingga aturan asosiasi yang terbentuk dianggap kurang relevan. Sebaliknya, jika nilai *lift ratio* lebih besar dari 1, maka aturan asosiasi dinilai valid dan memiliki hubungan yang kuat karena menunjukkan bahwa kemunculan item X meningkatkan kemungkinan terjadinya pembelian item Y. Semakin tinggi nilai *lift ratio*, semakin kuat pula hubungan antar-item tersebut. Namun, jika nilai *lift ratio* kurang dari 1, maka aturan tersebut dianggap tidak valid karena menunjukkan adanya hubungan negatif, artinya kemunculan item X justru menurunkan kemungkinan terjadinya pembelian item Y. Perhitungan nilai *lift ratio* dapat dilakukan menggunakan persamaan (5).

$$Lift\ Ratio = \frac{Confidence\ (A,B)}{Benchmark\ Confidence} \quad (5)$$

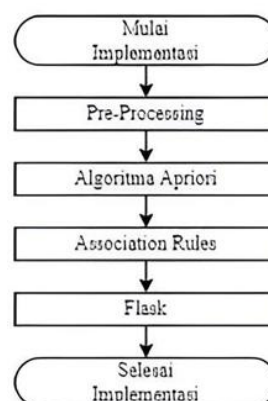
Untuk mendapatkan nilai *benchmark confidence* sendiri dapat dihitung menggunakan persamaan (6).

$$Benchmark\ Confidence = \frac{Nc}{N} \quad (6)$$

Nc merupakan jumlah transaksi dengan item yang menjadi consequent, sedangkan N merupakan jumlah transaksi basis data.

Untuk dapat mengetahui pola perilaku konsumen terhadap pembelian kuliner lokal di Sulawesi Selatan, langkah pertama yang dilakukan adalah mengumpulkan basis data penjualan dan data produk kuliner dari sistem *Point of Sales* (POS) yang digunakan oleh pelaku usaha kuliner. Data penjualan tersebut berisi informasi mengenai produk kuliner yang terjual dalam setiap transaksi, yang biasanya terekam dalam bentuk struk penjualan. Selanjutnya, data produk kuliner dikelompokkan ke dalam beberapa kategori menu sesuai dengan jenis kuliner lokal yang dijual, misalnya makanan utama, camilan, minuman, dan kategori lainnya. Setelah proses pengelompokan selesai, data transaksi kemudian diekstraksi, dibersihkan, dan ditransformasikan ke dalam *data warehouse* sebagai bagian dari implementasi Business Intelligence.

Data yang telah disimpan dalam *data warehouse* kemudian diproses menggunakan perangkat analisis data, di mana setiap transaksi akan direpresentasikan dalam bentuk baris data yang memuat informasi produk kuliner yang dibeli konsumen. Selanjutnya, dilakukan penerapan algoritma Apriori untuk menganalisis pola frekuensi tinggi dari setiap kombinasi produk kuliner dan menemukan aturan asosiasi yang menunjukkan kecenderungan perilaku pembelian konsumen. Setiap aturan asosiasi yang dihasilkan akan dievaluasi menggunakan parameter *support*, *confidence*, dan *lift* untuk memastikan bahwa pola yang ditemukan valid dan signifikan. Hasil dari proses ini berupa informasi berupa tren perilaku konsumen dan kebiasaan pembelian kuliner lokal di Sulawesi Selatan. Berdasarkan pola-pola yang ditemukan, maka dapat diberikan rekomendasi strategi pemasaran, promosi, dan penempatan menu kuliner yang lebih efektif untuk membantu pelaku usaha meningkatkan penjualan dan mengoptimalkan kinerja bisnis mereka.



Gambar 3. *Flowchart* implementasi algoritma apriori

C. Parameter utama

1. *Support*

Support adalah salah satu parameter utama dalam algoritma Apriori yang digunakan untuk mengukur seberapa sering suatu item atau kombinasi item (*itemset*) muncul di dalam keseluruhan data transaksi. Nilai *support* menunjukkan proporsi atau persentase kemunculan sebuah itemset dalam database. Semakin tinggi nilai *support* suatu itemset, maka semakin sering item tersebut muncul dan semakin penting untuk dianalisis dalam pembentukan aturan asosiasi.

Rumus perhitungan *confidence* dapat dilihat pada persamaan (1).

Contoh:

Misalnya, kita memiliki 10 transaksi penjualan pada sebuah usaha kuliner, dan dari data tersebut diketahui bahwa menu Coto Makassar (M01) muncul pada 4 transaksi, yaitu T001, T006, dan T009, maka perhitungannya:

$$\text{support}(M01) = \frac{4}{10} = 0,4 = 40\% \quad (7)$$

Artinya, nilai *support* untuk menu Coto Makassar (M01) adalah 0,4 atau 40%, yang berarti 40% dari seluruh transaksi dalam database memuat pembelian Coto Makassar. Nilai *support* ini penting karena menunjukkan seberapa sering produk tersebut dibeli dan seberapa besar kontribusinya terhadap penjualan keseluruhan. Jika suatu item memiliki nilai *support* tinggi, maka item tersebut tergolong produk populer dan sangat relevan untuk dianalisis dalam pembentukan aturan asosiasi.

2. *Confidence*

Confidence adalah salah satu parameter penting dalam algoritma Apriori yang digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan antara dua item atau kombinasi itemset dalam aturan asosiasi. *Confidence* menunjukkan seberapa besar kemungkinan konsumen membeli item Y jika mereka sudah membeli item X. Dengan kata lain, nilai ini mengukur probabilitas terjadinya pembelian item Y berdasarkan pembelian item X. Rumus perhitungan *confidence* dapat dilihat pada persamaan (3) dan (4). Dengan keterangan sebagai berikut:

$\text{Confidence}(X \rightarrow Y)$ nilai *confidence* aturan asosiasi dari item X ke item Y.

$\text{Support}(X \cup Y)$ Persentase transaksi yang mengandung keduanya (X dan Y).

$\text{Support}(X)$ persentase transaksi yang mengandung item X saja.

3. *Lift*

Lift adalah salah satu parameter penting dalam algoritma Apriori yang digunakan untuk mengukur kekuatan asosiasi antara dua item dibandingkan dengan kemungkinan pembelian secara acak. Nilai *lift* menunjukkan seberapa besar pengaruh pembelian suatu item terhadap peningkatan kemungkinan pembelian item lainnya. Jika nilai *lift* lebih besar dari 1, maka terdapat hubungan positif antara kedua item, artinya pembelian item X meningkatkan kemungkinan konsumen juga membeli item Y. Jika nilai *lift* sama dengan 1, berarti tidak ada hubungan khusus antara item X dan Y (hubungannya netral atau independen). Namun, jika nilai *lift* kurang dari 1, maka terdapat hubungan negatif, artinya pembelian item X justru menurunkan kemungkinan konsumen membeli item Y. Rumus perhitungan *lift* dapat dilihat pada persamaan (8).

$$\text{lift}(X \rightarrow Y) = \frac{\text{Support}(X \cup Y)}{\text{Support}(X) \times \text{Support}(Y)} \quad (8)$$

Contoh hasil hipotetik

Hasil setelah menjalankan algoritma apriori pada dataset kuliner Sulawesi Selatan (dengan minimum *support* = 0.25 dan minimum *confidence* -0.7) dapat berupa:

Aturan Asosiasi	Support	Confidence	Lift
{Coto Makassar} → {Buras}	0.30	0.75	1.25
{Pallubasa} → {Buras}	0.20	0.80	1.33
{Kapurung} → {Palumara}	0.20	0.80	1.60
{Nasu Likku} → {Buras}	0.20	0.75	1.25
{Coto Makassar, Buras} → {Pallubasa}	0.10	0.80	1.60

Interpretasi

Contoh aturan {Coto Makassar} $\rightarrow$ {Buras}:

- $Support = 0.30 \rightarrow 30\%$ dari seluruh transaksi mencatat pembelian Coto Makassar dan Buras bersamaan.
- $Confidence = 0.75 \rightarrow 75\%$ pembeli Coto Makassar juga membeli Buras.
- $Lift = 1.25 \rightarrow$ hubungan ini 1,25 kali lebih kuat dibanding pembelian acak.

Implikasi bisnis:

Pelaku usaha dapat membuat paket promo “Coto Makassar + Buras” dengan harga khusus untuk mendorong pembelian *bundling*.

Setelah menjalankan algoritma Apriori pada dataset penjualan kuliner lokal Sulawesi Selatan dengan parameter *minimum support* = 0,25 dan *minimum confidence* = 0,7, diperoleh beberapa aturan asosiasi yang menggambarkan pola perilaku pembelian konsumen. Salah satu contoh aturan asosiasi yang dihasilkan adalah {Coto Makassar} $\rightarrow$ {Buras} dengan nilai *support* = 0,30, *confidence* = 0,75, dan *lift* = 1,25. Nilai *support* = 0,30 menunjukkan bahwa 30% dari seluruh transaksi penjualan mencatat pembelian Coto Makassar dan Buras secara bersamaan. Sementara itu, nilai *confidence* = 0,75 menunjukkan bahwa 75% konsumen yang membeli Coto Makassar juga membeli Buras, sehingga dapat disimpulkan bahwa kedua produk ini memiliki hubungan yang cukup erat. Selanjutnya, nilai *lift* = 1,25 mengindikasikan bahwa kemungkinan konsumen membeli Buras akan meningkat sebesar 1,25 kali jika mereka membeli Coto Makassar, dibandingkan dengan pembelian secara acak tanpa adanya hubungan antarproduk. Dengan kata lain, terdapat keterkaitan positif antara kedua produk tersebut, sehingga aturan asosiasi ini dinilai valid dan dapat dijadikan dasar rekomendasi strategi pemasaran.

Contoh lainnya adalah aturan {Pallubasa} $\rightarrow$ {Buras} dengan nilai *support* = 0,20, *confidence* = 0,80, dan *lift* = 1,33. Artinya, 20% transaksi penjualan mencatat pembelian Pallubasa dan Buras secara bersamaan, dan 80% konsumen yang membeli Pallubasa juga membeli Buras. Nilai *lift* yang mencapai 1,33 menunjukkan adanya hubungan positif yang cukup kuat antara kedua produk ini. Selain itu, aturan {Kapurung} $\rightarrow$ {Palumara} dengan nilai *support* = 0,20, *confidence* = 0,80, dan *lift* = 1,60 juga memberikan informasi penting bahwa konsumen yang membeli Kapurung memiliki kecenderungan 1,6 kali lebih besar untuk membeli Palumara dibandingkan pembelian acak. Begitu pula dengan aturan {Nasu Likku} $\rightarrow$ {Buras} dan {Coto Makassar, Buras} $\rightarrow$ {Pallubasa} yang masing-masing menunjukkan hubungan antarproduk yang signifikan dan bermanfaat untuk dianalisis lebih lanjut.

Berdasarkan hasil analisis aturan asosiasi tersebut, pelaku usaha kuliner dapat memanfaatkannya untuk merancang strategi pemasaran dan promosi yang lebih efektif. Misalnya, pada aturan {Coto Makassar} $\rightarrow$ {Buras}, pelaku usaha dapat membuat paket promo khusus berupa “Bundling Menu Coto Makassar + Buras” dengan harga yang lebih menarik, sehingga dapat meningkatkan penjualan kedua produk secara bersamaan. Begitu pula pada aturan {Pallubasa} $\rightarrow$ {Buras} dan {Kapurung} $\rightarrow$ {Palumara}, pelaku usaha dapat membuat strategi cross-selling atau penempatan produk berdekatan agar konsumen lebih terdorong untuk membeli keduanya sekaligus. Dengan memanfaatkan pola pembelian yang ditemukan melalui algoritma Apriori, penerapan Business Intelligence dapat membantu pelaku usaha memahami tren pembelian konsumen, mengoptimalkan penempatan produk, serta meningkatkan potensi penjualan kuliner lokal di Sulawesi Selatan secara lebih terarah dan efisien.

Kesimpulan

Penelitian ini membuktikan bahwa penerapan Business Intelligence (BI) yang terintegrasi dengan algoritma Apriori mampu memberikan manfaat signifikan dalam mengidentifikasi pola pembelian konsumen pada sektor kuliner lokal di Sulawesi Selatan. Dengan memanfaatkan pendekatan Knowledge Discovery in Database (KDD), data transaksi penjualan dari berbagai menu kuliner khas seperti Coto Makassar, Pallubasa, Kapurung, Palumara, Buras, hingga Nasu Likku berhasil diolah menjadi frequent itemset dan association rules. Hasil ini memberikan pemahaman lebih mendalam mengenai preferensi pelanggan, kebiasaan pembelian, dan keterkaitan antarproduk, yang kemudian dapat dimanfaatkan untuk perencanaan strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran.

Melalui penerapan algoritma Apriori, penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa penggunaan parameter Support, Confidence, dan Lift menjadi kunci utama dalam menemukan keterkaitan produk yang relevan. Misalnya, pada aturan asosiasi {Coto Makassar} $\rightarrow$ {Buras} dengan nilai Support 0,25, Confidence 0,85, dan Lift 1,70, dapat diartikan bahwa sebanyak 25% transaksi mengandung pembelian kedua menu tersebut secara bersamaan, dan 85% pembeli Coto Makassar juga membeli Buras. Selain itu, nilai Lift sebesar 1,70 menunjukkan bahwa hubungan antara kedua menu ini 1,7 kali lebih kuat dibandingkan pembelian acak, sehingga kombinasi menu tersebut memiliki potensi besar untuk ditawarkan sebagai paket promo bundling.

Selanjutnya, rancangan arsitektur sistem BI dalam penelitian ini, yang meliputi proses data selection, preprocessing, transformation, data mining, hingga evaluation, terbukti memberikan hasil analisis yang sistematis, konsisten, dan akurat. Pendekatan ini juga memungkinkan proses replikasi untuk diterapkan pada skala usaha yang lebih luas, sehingga bermanfaat tidak hanya untuk pelaku usaha kecil dan menengah (UMKM) di Sulawesi Selatan, tetapi juga bagi restoran besar, kafe, dan franchise kuliner lokal yang ingin memaksimalkan penjualan dan meningkatkan loyalitas konsumen.

Dengan adanya analisis berbasis BI, para pelaku usaha dapat memahami produk mana yang paling laris, kombinasi menu yang sering dibeli bersamaan, serta potensi cross-selling dan upselling. Hasil penelitian ini membuktikan bahwa data transaksi penjualan, jika dikelola dengan baik melalui sistem BI, dapat menjadi sumber wawasan strategis untuk meningkatkan penjualan, memaksimalkan keuntungan, dan menciptakan promosi yang lebih efektif.

Daftar Pustaka

- [1] M. A. Fathurrohman, "Penentuan Strategi Pengelolaan Coffee Shop di Yogyakarta dengan Mengidentifikasi Perilaku dan Karakteristik Konsumen Menggunakan Metode Association Rules dan Clustering (Studi Kasus Pada Mahasiswa Yogyakarta)," 2022.
- [2] I. P. S. Handika dan I. G. A. A. A. Satyawati, "Implementasi Business Intelligence dan Market Basket Analysis Untuk Analisa Data Penjualan di PT.ABC," *Rabit : Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, vol. 7, no. 1, hlm. 37–42, Jan 2022, doi: 10.36341/rabit.v7i1.2091.
- [3] C. S. Octiva, P. E. Haes, T. I. Fajri, H. Eldo, dan M. L. Hakim, "Implementasi Teknologi Informasi pada UMKM: Tantangan dan Peluang," *Jurnal Minfo Polgan*, vol. 13, no. 1, hlm. 815–821, Jul 2024, doi: 10.33395/jmp.v13i1.13823.
- [4] A. M. A. Rusdy, P. Purnawansyah, dan H. Herman, "Penerapan Metode Regresi Linear Pada Prediksi Penawaran dan Permintaan Obat Studi Kasus Aplikasi Point Of Sales," *Buletin Sistem Informasi dan Teknologi Islam*, vol. 3, no. 2, hlm. 121–126, Mei 2022, doi: 10.33096/busiti.v3i2.1130.
- [5] N. R. S. Purba dan F. Riandari, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Analisis Keranjang Belanja Pada Transaksi Penjualan Pada PT Madu Kembang Joyo," *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, vol. 4, no. 1, hlm. 69–74, Feb 2021, doi: 10.32672/jnkti.v4i1.2745.
- [6] M. T. Anwar, H. D. Purnomo, M. Novita, dan C. H. Primasari, "Implementasi Metode Asosiasi Apriori Untuk Mengetahui Pola Beli Konsumen dan Rekomendasi Penempatan Produk Pada Swalayan XYZ," *Dinamik*, vol. 25, no. 1, hlm. 29–38, Jun 2020, doi: 10.35315/dinamik.v25i1.7747.
- [7] S. Santoso dkk., "Optimalisasi Analisis Penjualan dan Prediksi Permintaan Pada UMKM dengan Business Intelligence di Kelurahan Pematang Sujur," *I-Com: Indonesian Community Journal*, vol. 5, no. 2, hlm. 939–952, Jun 2025, doi: 10.70609/i-com.v5i2.7317.
- [8] N. H. F. Hartanto dan B. Aribowo, "Perancangan Tata Letak Toko Ritel Berdasarkan Pola Belanja Konsumen Dengan Market Basket Analysis (Studi Kasus: Indomaret Sukatani)," *JURNAL AL-AZHAR INDONESIA SERI SAINS DAN TEKNOLOGI*, vol. 8, no. 2, hlm. 119, Mei 2023, doi: 10.36722/sst.v8i2.1375.
- [9] A. Pratama Bukhari, R. Hafidz, dan R. W. Prio Pamungkas, "Analisis Business Intelligence Data Penjualan PT Ambulance Pintar 2021," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 4, hlm. 7184–7189, Jun 2024, doi: 10.36040/jati.v8i4.10141.
- [10] M. A. Y. U. FEBRIANTI dan others, "Analisis Pola Pembelian Pelanggan Berdasarkan Transakspenjualan Pada Ritel Dengan Metode Multilevel Association Rules," 2022.
- [11] Andy Hermawan, Bayu Wicaksono, Tigfhar Ahmadjayadi, Bagas Surya Prakasa, dan Jasico Dacomoro Aruan, "Implementasi Algoritma Apriori pada Market Basket Analysis terhadap Data Penjualan Produk Supermarket," *Algoritma: Jurnal Matematika, Ilmu pengetahuan Alam, Kebumian dan Angkasa*, vol. 2, no. 5, hlm. 95–105, Jun 2024, doi: 10.62383/algoritma.v2i5.137.

- [12] I. A. Ashari, A. Wirasto, D. Nugroho Triwibowo, dan P. Purwono, "Implementasi Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori untuk Analisis Pendapatan Usaha Retail," *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, vol. 21, no. 3, hlm. 701–709, Jul 2022, doi: 10.30812/matrik.v21i3.1439.
- [13] M. S. Al Faridzi, D. R. Prehanto, dan D. R. Prehanto, "Implementasi Algoritma Apriori pada Transaksi Penjualan dan Pembelian di Toko Bangunan Berbasis Website," *Journal of Emerging Information System and Business Intelligence (JEISBI)*, vol. 3, no. 4, hlm. 12–19, Jul 2022, doi: 10.26740/jeisbi.v3i4.47745.
- [14] S. Syahriani, "Penerapan Data Mining Untuk Menentukan Pola Penjualan Sepatu Menggunakan Metode Algoritma Apriori," *BINA INSANI ICT JOURNAL*, vol. 9, no. 1, hlm. 43, Jun 2022, doi: 10.51211/biict.v9i1.1758.
- [15] R. Anugrah, P. Purnawansyah, dan W. Astuti, "Analisis Tata Letak Koleksi Buku Di Perpustakaan Utsman Bin Affan Menggunakan Metode Association Rule," *Buletin Sistem Informasi dan Teknologi Islam*, vol. 5, no. 4, hlm. 333–341, Jan 2025, doi: 10.33096/busiti.v5i4.2166.
- [16] N. Hadinata dan K. Kurniawan, "Analisis Pola Pembelian Produk Makanan Ringan Menggunakan Algoritma Apriori," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 9, no. 1, hlm. 1–7, Feb 2020, doi: 10.32736/sisfokom.v9i1.623.
- [17] T. P. Hofsa dan T. Anggoro, "Implementasi Data Mining Penjualan menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Toko SRC Aska Musa)," *Innovative: Journal Of Social Science Research*, vol. 4, no. 6, hlm. 1999–2014, 2024.
- [18] E. Devia, "Aplikasi Sistem Penjualan Menggunakan Teknik Data Mining Dengan Market Basket Analysis Dan Algoritma Apriori (Studi Kasus Pada: Jetlag Coffee)," *Jurnal Teknik Informatika dan Teknologi Informasi*, vol. 1, no. 2, hlm. 28–40, 2021.
- [19] R. Wahyuningsih, A. Suharsono, dan N. Iriawan, "Comparison Of Market Basket Analysis Method Using Apriori Algorithm, Frequent Pattern Growth (FP- GROWTH) and Equivalence Class Transformation (ECLAT) (Case Study: Supermarket 'X' Transaction Data For 2021)," *Business and Finance Journal*, vol. 8, no. 2, hlm. 192–201, Nov 2023, doi: 10.33086/bfj.v8i2.5226.
- [20] P. M. S. Tarigan, J. T. Hardinata, H. Qurniawan, M. Safii, dan R. Winanjaya, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang," *Jurnal Janitra Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 2, no. 1, hlm. 9–19, Apr 2022, doi: 10.25008/janitra.v2i1.142.
- [21] N. A. Hibernastiar, A. F. Setiawan, dan E. H. Susanto, "Penerapan Algoritma Apriori dalam Menentukan Rekomendasi Paket Produk," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 5, no. 1, hlm. 321–331, Jan 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i1.1782.
- [22] J. Dongga, A. ` Sarungallo, N. Koru, dan G. Lante, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang (Studi Kasus: Toko Swapen Jaya Manokwari)," *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, vol. 7, no. 1, hlm. 119–126, Jan 2023, doi: 10.33379/gtech.v7i1.1938.
- [23] S. Aulia Miranda, F. Fahrullah, dan D. Kurniawan, "Implementasi Association Rule Dalam Menganalisis Data Penjualan Sheshop dengan Menggunakan Algoritma Apriori," *METIK JURNAL*, vol. 6, no. 1, hlm. 30–36, Jul 2022, doi: 10.47002/metik.v6i1.342.
- [24] A. Wijaya, A. Faqih, D. Solihudin, C. L. Rohmat, dan S. Eka Permana, "Penerapan Association Rules Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Identifikasi Pola Pembelian," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 6, hlm. 3871–3878, Feb 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8270.
- [25] T. Kurniana, A. Lestari, dan E. D. Oktaviyani, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Mencari Pola Transaksi Penjualan Berbasis Web pada Cafe Sakuyan Side," *KONSTELASI: Konvergensi Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 3, no. 1, hlm. 13–23, Jun 2023, doi: 10.24002/konstelasi.v3i1.7005.