

IMPLEMENTASI DATA MINING PADA TRANSAKSI ANGKRINGAN UPIN IPIN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI UNTUK MENGIDENTIFIKASI KETERIKATAN ANTAR PRODUK

Alif Naufal Zaqi, Risqiati, Arief Soma Darmawan
Teknik Informatika, Institut Widya Pratama Pekalongan
Jalan Patriot No.25 Kota Pekalongan, Indonesia
alifnaufalzaqi05@gmail.com

ABSTRAK

Angkringan Upin Ipin merupakan usaha kuliner UMKM yang memiliki aktivitas transaksi penjualan harian, namun data transaksi yang tersedia belum dimanfaatkan secara optimal untuk mengetahui pola pembelian pelanggan. Permasalahan yang dihadapi adalah sulitnya mengidentifikasi keterikatan antar produk yang sering dibeli secara bersamaan, sehingga pengelolaan stok dan strategi penjualan belum berbasis data. Karena strategi penjualan yang dilakukan belum berbasis data menyebabkan penentuan stok barang dan penataan menu hanya didasarkan dari pemikiran subjektif dari pemilik angkringan. Dampaknya, sering terjadi ketidakseimbangan stok, seperti penumpukan item tertentu yang kurang diminati atau kehabisan stok pada menu yang memiliki keterikatan kuat, yang pada akhirnya berpotensi menurunkan efisiensi operasional dan pendapatan harian. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola keterikatan antar produk pada transaksi penjualan Angkringan Upin Ipin menggunakan algoritma Apriori. Metode yang diterapkan adalah *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) dengan pendekatan kuantitatif, menggunakan 50 data transaksi penjualan periode Desember 2025. Proses analisis dilakukan melalui tahap seleksi data, pembersihan data, transformasi data, serta penerapan algoritma Apriori dengan minimum support 30% dan minimum confidence 90%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa produk dengan nilai *support* tertinggi adalah Bakso dan Kulit sebesar 64%, diikuti Usus sebesar 60% dan Nasi sebesar 56%. Kombinasi Nasi dan Bakso memiliki nilai *support* tertinggi pada 2-itemset sebesar 46%. Selain itu, diperoleh 12 aturan asosiasi dengan nilai *confidence* hingga 100% dan nilai lift ratio lebih dari 1, yang menunjukkan keterikatan kuat antar produk. Hasil ini dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam pengelolaan stok, penataan menu, dan strategi penjualan pada Angkringan Upin Ipin.

Kata kunci : Data Mining, Algoritma Apriori, Aturan Asosiasi, Pola Pembelian, UMKM

1. PENDAHULUAN

Angkringan merupakan salah satu bentuk usaha kuliner tradisional yang berkembang pesat di Indonesia dan berperan penting dalam sektor Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM). Selain menyediakan makanan dan minuman dengan harga terjangkau, angkringan juga berfungsi sebagai ruang publik yang mendukung interaksi sosial masyarakat, sehingga memiliki karakteristik transaksi yang unik dan dinamis [1]. Pada awalnya angkringan berkembang di Yogyakarta Jawa Tengah, tetapi kini angkringan dapat dijumpai diberbagai kota di Indonesia. Pada umumnya para pelaku usaha angkringan memanfaatkan bahu jalan sebagai lokasi operasional, dengan menu andalan seperti aneka gorengan, sate-satean, nasi kucing, sampai minuman hangat seperti wedang jahe, teh, kopi, susu jahe.

Angkringan Upin Ipin merupakan usaha angkringan yang didirikan oleh Bu Wati dan berlokasi di Jl. Jend Sutoyo No.1, Banyongsari, Karangasem Sel., Kec. Batang, Kabupaten Batang, Jawa Tengah 51216. Angkringan Upin Ipin yang berlokasi di Kabupaten Batang merupakan salah satu usaha angkringan yang menghadapi tantangan dalam pengelolaan data transaksi penjualan. Selama ini, data transaksi hanya digunakan sebagai arsip, sehingga pemilik usaha kesulitan dalam mengetahui pola pembelian pelanggan, khususnya keterkaitan antar

menu yang sering dibeli secara bersamaan. Padahal, pemahaman terhadap pola pembelian pelanggan sangat penting untuk mendukung pengambilan keputusan strategis, seperti pengelolaan stok dan penyusunan strategi pemasaran yang lebih efektif [2].

Data mining adalah suatu tahapan dalam pengolahan data yang bertujuan untuk menggali serta menemukan informasi penting dari kumpulan data berukuran besar. Selain itu, data mining juga dapat dipahami sebagai proses menghasilkan pengetahuan baru dari sekumpulan data yang dimanfaatkan sebagai dasar dalam mendukung pengambilan keputusan. Dalam data mining terdapat berbagai teknik untuk mendapatkan informasi dan mengambil keputusan dalam bisnis [3], salah satu tekniknya adalah menggunakan Algoritma Apriori yang efektif untuk mengidentifikasi pola asosiasi antar produk (*market basket analysis*) berdasarkan metrik support, confidence, dan lift. Implementasi algoritma apriori ini diharapkan membantu Angkringan Upin Ipin untuk mengungkap keterikatan antar menu, sehingga meningkatkan efisiensi dalam bisnis.

Pemilihan algoritma apriori dalam penelitian ini adalah karena kemampuannya yang efisien dalam menangani data transaksi ritel untuk menemukan aturan asosiasi yang sederhana namun akurat. Algoritma ini memiliki keunggulan dalam memberikan pemahaman yang jelas mengenai

hubungan antar produk melalui metrik *support* dan *confidence*, sehingga hasil yang didapatkan lebih mudah dipahami oleh pelaku UMKM untuk mengambil keputusan dalam menentukan strategi penjualan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Pada penelitian yang dilakukan sebelumnya dapat membawakan hasil yang kuat dalam algoritma apriori untuk menentukan keterikatan suatu produk dengan produk lainnya. Pada penelitian Salsabila et al dalam menentukan asosiasi antar suatu produk pada usaha UMKM Ayam Geprek X dengan nilai *support* 50% dan nilai *confidence* 70% menghasilkan aturan asosiasi yaitu jika pelanggan membeli tempe.t.g maka akan membeli nasi dengan nilai *confidence* 70% dan jika membeli milk.p.o maka akan membeli nasi dengan nilai *confidence* 72% [4]. Lalu pada penelitian Arif Pirman yang dilakukan pada Penjualan Makanan Ringan dan Minuman Kesehatan dengan nilai *support* 30% dan nilai *confidence* 70% dapat menghasilkan aturan asosiasi yaitu Jika membeli (12oz) Pina Dragon Smooties maka akan membeli (16oz) Berry Collagen Wellness[5].

Sementara itu, pada penelitian yang dilakukan oleh Arya Wijaya dalam mengidentifikasi pola pembelian dengan nilai *support* 3% dan nilai *confidence* 50% dapat menghasilkan aturan asosiasi yaitu jika membeli medialuna maka akan membeli coffee dengan nilai *support* 3% dan nilai *confidence* 56% [6]. Meskipun berfokus pada bidang kuliner atau F&B, tetapi masih memiliki relevansi terhadap asosiasi berbasis penjualan. Namun perbedaan terhadap penelitian sebelumnya adalah pada objek dan jenis data yang digunakan. Pada penelitian ini dilakukan untuk mengetahui keterikatan antar produk untuk mendukung strategi penjualan pada suatu usaha UMKM dalam bidang kuliner.

2.2. Aturan Asosiasi

Aturan Asosiasi atau yang sering disebut dengan *Association Rules* merupakan sebuah teknik dari data science yang berguna untuk menentukan tren atau pola dalam transaksi produk yang sering muncul bersamaan [7]. Aturan asosiasi bertujuan untuk mengidentifikasi pola pembelian produk yang sering muncul secara bersamaan dalam satu transaksi, yang dikenal sebagai *market basket analysis* [8]. Proses pembentukan aturan asosiasi dilakukan melalui analisis pola-pola data yang sering muncul atau dikenal sebagai *Frequent Patterns*. Analisis ini menggunakan parameter *support* dan *confidence*, di mana nilai *support* menunjukkan tingkat kemunculan suatu item dalam basis data, sedangkan nilai *confidence* menggambarkan tingkat keandalan atau kekuatan hubungan antar item dalam suatu aturan asosiasi.[6]. Nilai *Support* dihasilkan dengan rumus seperti berikut:

a. 1 Itemset

$$Support(A) = \frac{Total\ Transaksi\ A}{Total\ Transaksi} \quad (1)$$

b. 2 Itemset

$$Support(A,B) = \frac{Total\ Transaksi\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \quad (2)$$

Lalu, untuk mencari nilai *Confidence* dan *Lift* yaitu dengan rumus sebagai berikut:

$$Confidence = \frac{Total\ Transaksi\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi\ A} \times 100 \quad (3)$$

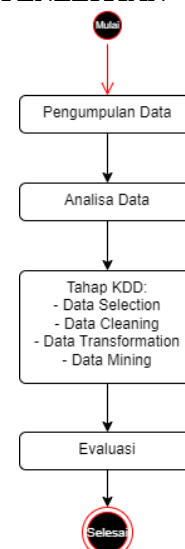
Sebuah itemset yang memiliki nilai *support* dan *confidence* yang melebihi batas minimum akan dianggap menarik.

2.3. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori biasa disebut dengan analisis asosiasi merupakan sebuah teknik dalam data mining untuk mendapatkan sebuah hubungan aturan asosiasi pada beberapa item dalam data besar. Algoritma Apriori pertama kali dikenalkan Agrawal dan Srikan pada tahun 1994 dan digunakan untuk menemukan *frequent itemsets* pada aturan asosiasi Boolean [3]. Algoritma Apriori dirancang untuk beroperasi pada basis data yang berbasis transaksi, seperti daftar produk yang dibeli oleh pelanggan di sebuah toko ataupun histori penulisan website yang dilakukan oleh pengguna browser.

Algoritma Apriori menggunakan pendekatan yaitu “Pengetahuan Awal”, dimana ia hanya menggunakan *itemsets* yang sudah terbukti sering muncul pada iterasi sebelumnya untuk membentuk *itemsets* pada iterasi berikutnya. Definisi dasar pada algoritma ini menekankan pada pencapaian hubungan aturan asosiasi dengan menghitung dua parameter statistik utama yaitu nilai *support* dan *confidence*. Sebuah aturan asosiasi dianggap memiliki signifikansi atau “menarik” apabila kedua nilai parameternya melebihi batas minimum yang sudah ditentukan oleh pengguna. Adapun Semakin tinggi nilai *support* dan *confidence*, maka semakin kuat keterkaitan antar produk yang dianalisis [9].

3. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Berikut adalah metode yang dilakukan dalam penelitian ini, pada penelitian ini metodologi yang digunakan adalah KDD (*Knowledge Discovery in Databases*) dengan pendekatan kuantitatif. Sumber data yang digunakan pada penelitian ini didapatkan dari objek Angkringan Upin Ipin. Dimana data yang digunakan merupakan data transaksi dalam bulan Desember 2025. Dari data yang sudah tersedia dilanjutkan pada proses seperti Gambar 1. Tahapan Penelitian.

3.1. Pengumpulan Data

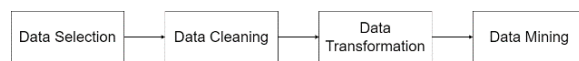
Pada tahap ini penulis melakukan pengumpulan data pada objek sesuai dengan judul yaitu Angkringan Upin Ipin. Data yang dibutuhkan merupakan data seperti Id Transaksi, Tanggal Transaksi, dan Produk yang dibeli dalam satu transaksi.

3.2. Analisa Data

Melakukan Analisa pada dataset supaya sesuai dengan tujuan penelitian yang dilakukan.

3.3. Tahap KDD (*Knowledge Discovery in Databases*)

KDD (*Knowledge Discovery in Databases*), merupakan prosedur dalam data mining, yang dapat menganalisis informasi dari data yang berukuran besar dan kompleks [10]. Dimana tahap-tahap dari KDD yaitu seperti berikut



Gambar 2. Tahap KDD

Dimana penjelasan dari proses pada Gambar 2. Tahap KDD dapat diuraikan seperti berikut:

a. Data Selection

Pada tahap awal ini, dilakukan pengumpulan data pada objek yang relevan pada judul penelitian dimana data yang dibutuhkan adalah data transaksi dari usaha Angkringan yang memuat informasi seperti Id Transaksi, Tanggal Transaksi, dan Produk-produk yang dibeli oleh customer pada satu transaksi.

b. Data Cleaning

Sebelum dataset yang didapatkan diolah, dilakukan proses pembersihan (*Cleaning*) data, dimana data diseleksi dari data yang mengandung outlier dan missing value. *Data Outlier* merupakan data yang memiliki pola yang tidak wajar seperti data diluar periode Desember 2025 yang dapat mengganggu validitas pola asosiasi yang dihasilkan, sedangkan *Missing Value* merupakan baris data yang tidak memiliki daftar produk atau ID transaksi yang kosong. Pentingnya dilakukan pembersihan yaitu karena data yang masih mengandung *anomali* dapat mempengaruhi output dari tahap data mining. Berikut adalah contoh data yang *Outlier* dan *Missing value*.

Table 1. Data Missing Value dan Outlier

No	ID Transaksi	Tanggal Transaksi	Produk
1	T202511030-02	2025-11-30	Nasi, Usus, Keong
2	T202511029-02	2025-11-29	Nasi, Bakso
3	T2025110280-02	2025-11-28	Bakso, Kulit
4	T2025110270-02	2025-11-27	Nasi, Bakso, Kulit
5	T2025110260-02	2025-11-26	Nasi, Usus
6	T2025110250-02	2025-11-25	Usus, Ati
7	T2025110240-02	2025-11-24	Ati, Kulit
8	T2025110230-02	2025-11-23	Kulit, Bakso
9	T202512018-02	2025-12-18	-
10	T202512020-02	2025-12-20	-

c. Data Transformation

Data yang sudah dilakukan pembersihan (*Cleaning*) selanjutnya dapat ditransformasi menjadi data yang siap digunakan untuk proses data mining. Dimana proses data mining yang dilakukan menggunakan tool Python yaitu Bahasa pemrograman yang populer untuk pengolahan data menggunakan berbagai algoritma dengan bantuan library yang dapat mendukung proses pengolahan data.

d. Data Mining

Tahapan ini merupakan proses pengolahan data untuk mengidentifikasi pola atau informasi tertentu dengan memanfaatkan teknik dan algoritma yang sesuai. Dalam penelitian ini, metode pengolahan data yang diterapkan adalah *Association Rules*, dengan menggunakan Algoritma Apriori sebagai algoritma utama untuk mengungkap pola keterikatan pada data transaksi penjualan angkringan.

3.4. Evaluasi

Melakukan evaluasi terhadap model yang dibuat dengan teknik *Association Rules* dan Algoritma Apriori dengan menggunakan Metrik *Lift*. *Lift* merupakan salah satu metrik yang digunakan untuk mengukur tingkat kekuatan dari aturan asosiasi yang dihasilkan. Nilai lift ratio berperan sebagai indikator dalam menentukan apakah suatu aturan asosiasi memiliki hubungan yang bermakna, sehingga dapat dikategorikan sebagai aturan yang valid atau tidak valid [11]. Dimana rumus untuk mencari nilai *lift* sebagai berikut.

$$Lift(A \rightarrow B) = \frac{Confidence(A \rightarrow B)}{Support(B)} \quad (4)$$

Secara umum, interpretasi nilai lift dapat dijelaskan sebagai berikut:

- Lift = 1 menunjukkan tidak adanya hubungan antar item,
- Lift < 1 menunjukkan hubungan negatif,
- Lift > 1 menunjukkan hubungan positif atau saling mempengaruhi,

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Data

Data yang didapatkan adalah data transaksi penjualan dalam format Excel CSV. Dimana jumlah

data yang didapatkan yaitu 50 transaksi dalam rentan 1 desember 2025 sampai 31 desember 2025 dan dapat dilihat pada Table 2. Dataset Transaksi Penjualan Angkringan

Table 2. Dataset Transaksi Penjualan Angkringan

No	ID Transaksi	Tanggal Transaksi	Produk
1	T20251201-02	2025-12-01	Nasi, Ati, Usus, Keong, Bakso, Kulit
2	T20251202-02	2025-12-02	Nasi, Ati, Usus, Keong, Bakso, Kulit
3	T20251203-02	2025-12-03	Nasi, Ati, Usus, Keong, Bakso, Kulit
4	T20251204-02	2025-12-04	Nasi, Ati, Usus, Keong, Bakso, Kulit
5	T20251205-02	2025-12-05	Nasi, Ati, Usus, Bakso, Kulit
6	T20251206-02	2025-12-06	Nasi, Ati, Usus, Keong, Bakso, Kulit
7	T20251207-02	2025-12-07	Nasi, Ati, Usus, Keong, Bakso, Kulit
8	T20251208-02	2025-12-08	Nasi, Ati, Usus, Bakso, Kulit
9	T20251209-02	2025-12-09	Nasi, Ati, Usus, Keong, Bakso, Kulit
10	T20251210-02	2025-12-10	Nasi, Ati, Usus, Keong, Bakso, Kulit
11	T20251211-02	2025-12-11	Nasi, Ati, Usus, Keong, Bakso, Kulit
12	T20251212-02	2025-12-12	Nasi, Ati, Usus, Keong, Bakso, Kulit
13	T20251213-02	2025-12-13	Nasi, Ati, Usus, Keong, Bakso, Kulit
14	T20251214-02	2025-12-14	Nasi, Ati, Usus, Keong, Bakso
15	T20251215-02	2025-12-15	Nasi, Ati, Usus, Keong, Bakso, Kulit
...	...	...	...
50	T202512030-02	2025-12-31	Nasi, Bakso, Keong, Ati

4.2. Encoding Transaksi (Transaction Encoding)

Pada data transaksi penjualan dilakukan pembuatan dalam bentuk format data tabular. Dimana data tabular dibuat dengan cara membentuk data produk yang dibeli customer dengan angka 1 jika produk tersebut dibeli oleh customer dan angka 0 jika produk tersebut tidak dibeli [5] seperti pada Gambar 3. Format Data Tabular dibawah ini.

	Ati	Bakso	Keong	Kulit	Nasi	Usus	Ati	Bakso	Keong	Nasi	Usus
0	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1
1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1
2	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1
3	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1
4	1	1	0	1	1	0	1	0	0	0	1
5	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1
6	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1
7	1	1	0	1	1	0	1	0	0	0	1
8	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1
9	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1
10	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1
11	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1
12	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1
13	1	1	1	1	0	1	1	0	0	0	1
14	1	1	1	1	0	1	1	0	0	0	1
15	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1
16	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0
17	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1
18	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1
19	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1
20	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0
21	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0

Gambar 3. Format Data Tabular

4.3. Pembentukan Itemset

Data transaksi yang sudah dalam bentuk format data tabular, maka data masuk ke dalam tahap pembentukan itemset dari mulai 1 itemset lalu 2 itemset.

a. 1 Itemset

Pada penelitian ini ditentukan nilai *support* yaitu 0.30 atau 30%, dimana menurut A. Wijaya et al [6] item yang tidak memenuhi batas minimum nilai *support* akan dieliminasi dan tidak akan dilanjutkan untuk mencari nilai *confidence* dan *lift ratio*. Penentuan ambang batas *minimum support* sebesar 0.30 atau 30% dilakukan untuk memastikan bahwa hanya produk yang terjual secara signifikan yang akan dianalisis, sehingga strategi yang dihasilkan benar-benar merepresentasikan perilaku mayoritas pelanggan. Sementara itu, penggunaan *minimum confidence* yang tinggi sebesar 0.90 atau 90% bertujuan untuk mendapatkan aturan asosiasi yang memiliki tingkat kepastian sangat kuat, guna meminimalisir resiko kesalahan dalam pengambilan keputusan dalam penentuan stok atau penataan suatu produk. Hasil dari pencarian 1 itemset dapat dilihat pada Gambar 4. Hasil Pembentukan 1 Itemset dibawah ini.

support	itemsets
0	0.52 (Ati)
1	0.64 (Bakso)
2	0.58 (Keong)
3	0.64 (Kulit)
4	0.60 (Usus)
5	0.56 (Nasi)

Gambar 4. Hasil Pembentukan 1 Itemset

Dengan hasil pada Gambar 4. Hasil Pembentukan 1 Itemset dapat Digambar table seperti dibawah ini.

Table 3. Hasil Pembentukan 1 Itemsets

No	Support	Itemsets
0	0.52	(Ati)
1	0.64	(Bakso)
2	0.58	(Keong)
3	0.64	(Kulit)
4	0.60	(Usus)
5	0.56	(Nasi)

Pada Table 3. Hasil Pembentukan 1 Itemsets merupakan hasil dari kombinasi 1 itemset yang melebihi batas minimum nilai *support*. Salah tiganya itemset yang memiliki nilai *support* tertinggi yaitu itemset Bakso dan Kulit yang mempunyai nilai *support* yang sama yaitu 0.64 atau 64% dan Usus yang mempunyai nilai *support* 0.60 atau 60%.

Setelah didapatkan kombinasi 1 itemset, maka bisa dilanjutkan pada kombinasi 2 itemset.

b. 2 Itemset

Pada pencarian 2 itemset ini nilai *support* yang digunakan sama seperti mencari 1 itemset yaitu 0.30 atau 30%. Maka hasil yang didapatkan seperti pada gambar Gambar 5. Hasil Pembentukan 2 Itemset.

	support	itemsets
6	0.38	(Ati, Bakso)
7	0.34	(Ati, Keong)
8	0.42	(Ati, Kulit)
9	0.32	(Usus, Ati)
10	0.42	(Nasi, Ati)
11	0.38	(Bakso, Keong)
12	0.44	(Bakso, Kulit)
13	0.44	(Usus, Bakso)
14	0.46	(Nasi, Bakso)
15	0.38	(Usus, Keong)
16	0.34	(Nasi, Keong)
17	0.40	(Usus, Kulit)
18	0.46	(Nasi, Kulit)
19	0.42	(Nasi, Usus)

Gambar 5. Hasil Pembentukan 2 Itemset

Hasil seperti pada Gambar 5. Hasil Pembentukan 2 Itemset dapat Digambar table seperti

Table 4. Hasil Pembentukan 2 Itemset dibawah ini.
Pada

Table 4. Hasil Pembentukan 2 Itemset merupakan hasil dari kombinasi 2 itemset yang melebihi batas minum nilai *support*. Contoh nilai *support* tertinggi pada kombinasi 2 itemset yaitu (Nasi, Bakso) dengan nilai *support* 0.46 atau 46%.

Table 4. Hasil Pembentukan 2 Itemset

No	Support	Itemsets
0	0.38	(Ati, Bakso)
1	0.34	(Keong, Ati)
2	0.42	(Kulit, Ati)
3	0.32	(Ati, Usus)
4	0.42	(Ati, Nasi)
5	0.38	(Keong, Bakso)
6	0.44	(Kulit, Bakso)
7	0.44	(Usus, Bakso)
8	0.46	(Nasi, Bakso)
9	0.38	(Keong, Usus)
10	0.34	(Keong, Nasi)
11	0.40	(Kulit, Usus)
12	0.46	(Kulit, Nasi)
13	0.42	(Nasi, Usus)

4.4. Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah didapatkan hasil dari 1 itemset dan 2 itemset (*Frequent Itemsets*), selanjutnya dilakukan proses untuk membentuk aturan asosiasi dengan menghitung nilai *confidence*. Pada penelitian ini ditetapkan nilai *confidence* yaitu 0.90 atau 90% untuk memastikan aturan berkualitas tinggi pada data transaksi Angkringan Upin Ipin. Hasil dari pembentukan aturan asosiasi dapat dilihat pada Gambar 6. Hasil Pembentukan Aturan Asosiasi dibawah ini.

	antecedents	consequents	support	confidence	lift
0	(Usus, Ati)	(Bakso)	0.30	0.937500	1.464844
1	(Ati, Bakso)	(Nasi)	0.36	0.947368	1.691729
2	(Usus, Ati)	(Kulit)	0.30	0.937500	1.464844
3	(Usus, Ati)	(Nasi)	0.32	1.000000	1.785714
4	(Nasi, Usus)	(Bakso)	0.38	0.904762	1.413690
5	(Ati, Bakso, Kulit)	(Nasi)	0.32	0.941176	1.680672
6	(Nasi, Usus, Ati)	(Bakso)	0.30	0.937500	1.464844
7	(Usus, Ati, Bakso)	(Nasi)	0.30	1.000000	1.785714
8	(Usus, Ati)	(Nasi, Bakso)	0.30	0.937500	2.038043
9	(Nasi, Usus, Ati)	(Kulit)	0.30	0.937500	1.464844
10	(Usus, Ati, Kulit)	(Nasi)	0.30	1.000000	1.785714
11	(Usus, Ati)	(Nasi, Kulit)	0.30	0.937500	2.038043
12	(Usus, Bakso, Kulit)	(Nasi)	0.32	1.000000	1.785714

Gambar 6. Hasil Pembentukan Aturan Asosiasi

Pada Gambar 6. Hasil Pembentukan Aturan Asosiasi diatas hasil aturan asosiasi dapat digambar seperti Table 5. Hasil Pembentukan Aturan Asosiasi dibawah ini.

Table 5. Hasil Pembentukan Aturan Asosiasi

No	Item 1	Item 2	Support	Confidence	Lift
0	Ati, Usus	Bakso	0.30	0.94	1.465
1	Ati, Bakso	Nasi	0.36	0.95	1.692
2	Usus, Ati	Kulit	0.30	0.938	1.465
3	Usus, Ati	Nasi	0.32	1.0	1.786
4	Usus, Nasi	Bakso	0.38	0.905	1.414
5	Kulit, Ati, Bakso	Nasi	0.32	0.941	1.680
6	Usus, Ati, Nasi	Bakso	0.30	0.938	1.465
7	Usus, Ati, Bakso	Nasi	0.30	1.0	1.785
8	Usus, Ati	Bakso, Nasi	0.30	0.937	2.03
9	Kulit, Usus, Ati	Nasi	0.30	1.0	1.785

No	Item 1	Item 2	Support	Confidence	Lift
10	Usus, Ati, Nasi	Kulit	0.30	0.937	1.465
11	Usus, Ati	Kulit, Nasi	0.30	0.937	2.03
12	Kulit, Usus, Bakso	Nasi	0.32	1.0	1.785

Jika aturan asosiasi diatas ditulis dengan gaya penulisan “Jika ... Maka ...”, hasil nya seperti berikut:

- Jika membeli Ati dan Usus, Maka akan membeli Bakso,
- Jika membeli Ati dan Bakso, Maka akan membeli Nasi,
- Jika membeli Usus dan Ati, Maka akan membeli Kulit,
- Jika membeli Usus dan Ati, Maka akan membeli Nasi,
- Jika membeli Usus dan Nasi, Maka akan membeli Bakso,
- Jika membeli Kulit, Ati, dan Bakso, Maka akan membeli Nasi,
- Jika membeli Usus, Ati, dan Nasi, Maka akan membeli Bakso,
- Jika membeli Usus, Ati, Bakso, Maka akan membeli Nasi,
- Jika membeli Usus dan Ati, Maka akan membeli Bakso dan Nasi,
- Jika membeli Kulit, Usus, dan Ati, Maka akan membeli Nasi,
- Jika membeli Usus dan Ati,, Maka akan membeli Kulit dan Nasi,
- Jika membeli Kulit, Usus, dan Bakso, Maka akan membeli Nasi

4.5. Evaluasi Model

Tahap evaluasi dilakukan untuk menilai kualitas dan kekuatan aturan asosiasi yang dihasilkan oleh model Algoritma Apriori. Pada penelitian ini, evaluasi model tidak hanya bergantung pada nilai *support* dan *confidence* saja, tetapi juga menggunakan metrik *lift* sebagai indicator tambahan untuk memastikan bahwa aturan yang terbentuk benar-benar memiliki keterikatan dan tidak terjadi secara kebetulan.

Berdasarkan hasil evaluasi pada aturan asosiasi yang terbentuk, seluruh aturan yang memenuhi batas minimum *confidence* 90% atau 0.90 memiliki nilai lift lebih besar dari 1, dengan rentan nilai lift antara 1.414 hingga 2.03. Hal ini menunjukkan bahwa setiap aturan asosiasi yang dihasilkan memiliki keterikatan yang kuat dan bersifat signifikan.

Beberapa aturan menunjukan nilai lift yang relative tinggi, seperti pada aturan “Jika membeli Usus dan Ati maka akan membeli Bakso dan Nasi” serta “Jika membeli Usus dan Ati maka akan membeli Kulit dan Nasi” yang masing-masing memiliki nilai lift sebesar 2.03. Nilai ini menunjukan bahwa peluang pembelian item *consequent* menjadi lebih dari dua kali lipat dibandingkan kondisi tanpa mempertimbangkan item *antecedent*. Dengan kata lain, kombinasi item tersebut memiliki pengaruh yang sangat kuat terhadap pola pembelian pelanggan.

Selain itu, aturan dengan nilai *confidence* mencapai 100% dan didukung oleh nilai lift 1.7 menunjukan bahwa setiap kali kombinasi item *antecedent* muncul dalam transaksi, item *consequent* hampir selalu dibeli. Hal ini memperkuat validitas aturan asosiasi yang dihasilkan dan menunjukan bahwa model Apriori mampu menangkap pola pembelian yang konsisten pada data transaksi Angkringan Upin Ipin.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi menggunakan metrik *lift* membuktikan bahwa model *Association Rules* yang dibangun memiliki kualitas yang baik dan layak digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan bisnis. Aturan asosiasi yang dihasilkan tidak hanya sering muncul (nilai *support* tinggi) dan memiliki tingkat kepercayaan yang tinggi (nilai *confidence* tinggi), tetapi juga menunjukan hubungan antar produk yang nyata dan bermakna. Informasi ini dapat dimanfaatkan oleh pemilik usaha untuk Menyusun strategi penjualan, pengelolaan stok, serta pembuatan paket menu yang lebih efektif dan berbasis data.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil pengolahan 50 data transaksi penjualan Angkringan Upin Ipin periode Desember 2025 menggunakan algoritma Apriori dengan minimum support 30% dan minimum confidence 90%, diperoleh beberapa aturan asosiasi yang menunjukkan keterikatan kuat antar produk. Hasil pembentukan 1-itemset menunjukkan bahwa produk yang paling sering muncul adalah Bakso dan Kulit dengan nilai support sebesar 64%, diikuti oleh Usus (60%) dan Nasi (56%). Pada 2-itemset, kombinasi produk dengan nilai support tertinggi adalah Nasi dan Bakso sebesar 46%, yang menandakan kedua produk tersebut sering dibeli secara bersamaan. Selanjutnya, pembentukan aturan asosiasi menghasilkan 12 aturan yang memenuhi kriteria, dengan nilai confidence tertinggi mencapai 100%, diantaranya aturan *jika membeli Usus dan Ati maka akan membeli Nasi*, serta *jika membeli Usus, Ati, dan Bakso maka akan membeli Nasi*, yang juga didukung oleh nilai lift ratio > 1, sehingga menunjukkan hubungan yang kuat dan saling mempengaruhi antar produk. Hasil ini membuktikan bahwa algoritma Apriori mampu mengidentifikasi pola pembelian pelanggan secara akurat dan dapat dimanfaatkan oleh pemilik Angkringan Upin Ipin sebagai dasar pengambilan keputusan, seperti pengelolaan stok bahan makanan, penataan menu, serta pembuatan paket penjualan. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan jumlah data transaksi yang lebih besar dan membandingkan algoritma Apriori dengan algoritma asosiasi lain seperti FP-Growth agar diperoleh hasil yang lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. D. Kusumastuti and A. S. Kusuma, "Angkringan Sebagai Ruang Publik Dan Sarana Interaksi Sosial Di Kota Bogor," *J. Pustaka Komun.*, vol. 5, no. 1, pp. 91–105, 2022, doi: 10.32509/pustakom.v5i1.1850.
- [2] V. Argiansyah, F. Vitriyah, and R. Sijabat, "Strategi Bertahan di Era Persaingan yang Ketat Pedagang Angkringan di Daerah Semarang," vol. 2, no. 1, pp. 1470–1478, 2026.
- [3] Bobby, Solikhun, and Zulia Almaida Siregar, "Analisis Pola Penjualan Produk Makanan dan Minuman Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Informatics Manag. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 65–72, 2022, doi: 10.47065/jimat.v2i2.161.
- [4] F. M. B. Salsabila, Rini Astuti, "Implementasi Data Mining Pada Penjualan," *Implementasi Data Min. Pada Penjualan Makanan Dan Minuman Menggunakan Algoritma Apriori Pada Toko Online Ayam Geprek X*, vol. 03, no. 2, pp. 1802–1808, 2022.
- [5] A. Pirman, A. Hanifa, and G. Triyono, "Implementasi Algoritma Apriori Pada Penjualan Makanan Ringan dan Minuman Kesehatan," *Decod. J. Pendidik. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 1, pp. 204–215, 2024, doi: 10.51454/decode.v4i1.244.
- [6] A. Wijaya, A. Faqih, D. Solihudin, C. L. Rohmat, and S. Eka Permana, "Penerapan Association Rules Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Identifikasi Pola Pembelian," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 6, pp. 3871–3878, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8270.
- [7] M. S. Hanafi, O. Nurdiawan, and F. M. Basysyar, "Peningkatan Model Asosiasi Toko Ikhshan Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 13, no. 1, 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i1.5833.
- [8] S. Menggunakan *et al.*, "G-Tech : Jurnal Teknologi Terapan," vol. 7, no. 1, pp. 165–173, 2023.
- [9] V. Jessfry, M. Siddik, and T. Informatika, "PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DALAM," vol. 8, no. 1, pp. 187–199, 2024.
- [10] E. Kosasih and T. Oktavia, "Integrasi Business Analytics dalam Manajemen Performa Jaringan Seluler 4G," *JUPITER J. Penelit. Ilmu dan Teknol.*, pp. 537–548, 2024.
- [11] I. A. Ashari, A. Wirasto, D. Nugroho Triwibowo, and P. Purwono, "Implementasi Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori untuk Analisis Pendapatan Usaha Retail," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 21, no. 3, pp. 701–709, 2022, doi: 10.30812/matrik.v21i3.1439.