



Penerapan Algoritma Apriori untuk Menentukan Pola Permintaan Bahan Makanan Berdasarkan Data Transaksi

Fikri S. Saad¹, Nur Azizah², Zulfitri Yani³

^{1,2,3}Adminstrasi Niaga, Politeknik Negeri Padang

¹fikrissaad@pnp.ac.id, ²nurazizah@pnp.ac.id, ³zulfitriyani@pnp.ac.id

Abstract

There is a diverse demand for food ingredients every day. Suppliers must provide fresh and accurate supplies according to this demand. Therefore, a method is needed to identify demand patterns so that suppliers can manage procurement effectively. Association rules are a method used to discover patterns from past transaction data. The calculation of association rules is carried out using the Apriori algorithm that generates rules then reveal the demand patterns for food ingredients based on transaction data collected over a period of three months. The Apriori algorithm requires three parameters to generate rules: support, confidence and lift. The determination of minimum threshold values for these parameters is based on the characteristics of the data that significantly affects the resulting rules. A support threshold that is too low may generate too many item sets with weak relationships while a threshold that is too high may result in the loss of important information. A high confidence threshold is chosen to reflect the probability of item sets appearing together. A lift value greater than 1 indicates a strong relationship between item sets. In this study, the minimum values used were support at 50%, confidence at 100%, and lift at 1.5. These thresholds were determined based on the nature of the data. A threshold that is too low may result in too many weak rules. The calculation process was carried out using the Python programming language. As a result, 12 rules were generated. These rules indicate that if an itemset (antecedents) appears in a transaction, then another itemset (consequents) also tends to appear. The generated rules had an average lift value of 1.9, meaning that the consequents are 1.9 times more likely to appear together with the antecedents compared to appearing independently. These rules reveal patterns in demand and can be utilized by suppliers as a consideration for managing procurement decisions.

Keywords: *association rules, apriori, food ingredients*

Abstrak

Setiap hari terjadi permintaan bahan makanan yang beragam. Supplier harus menyediakan bahan makanan yang segar dan tepat sesuai dengan permintaan. Dibutuhkan suatu metode untuk melihat pola permintaan agar supplier dapat manajemen pengadaan permintaan dengan baik. Association rules adalah metode untuk menemukan pola dari data transaksi sebelumnya. Perhitungan metode association rules menggunakan algoritma apriori. Algoritma apriori menghasilkan rules yang memperlihatkan pola permintaan bahan makanan berdasarkan data transaksi selama 3 bulan. Algoritma apriori membutuhkan 3 parameter untuk menghasilkan rules yaitu support, confidence dan lift. Penentuan nilai minimum dipilih dengan mempertimbangkan bentuk data. Penentuan nilai minium akan mempengaruhi rules yang dihasilkan. Nilai minimum support yang terlalu rendah akan mengakibatkan terlalu banyak itemset yang tidak mempunyai hubungan kuat dan apabila terlalu tinggi mengakibatkan kehilangan terlalu banyak informasi. Nilai minimum confidence dipilih tinggi karena akan memperlihatkan persentase probabilitas kemunculan itemset secara bersamaan. Nilai lift lebih dari 1 memperlihatkan hubungan itemset kuat. Nilai minimum support yang digunakan adalah 50%, sedangkan nilai minimum confidence 100% dan terakhir nilai minimum lift adalah 1.5. Penentuan nilai minimum dipilih dengan mempertimbangkan bentuk data. Nilai minimum yang terlalu rendah akan mengakibatkan terlalu banyak rules yang tidak kuat. Proses perhitungan

menggunakan bahasa pemrograman python. Rules yang dihasilkan sebanyak 12 rules. Rules berupa aturan jika itemset antecedents muncul di transaksi maka itemset consequents juga muncul di transaksi. Rules yang dihasilkan rata-rata mempunyai nilai lift 1.9 yang artinya itemset consequents akan 1.9 kali lebih mungkin muncul bersama item antecedents dari pada muncul sendiri. Rules yang dihasilkan memperlihatkan pola permintaan dan dapat digunakan supplier sebagai pertimbangan manajemen pengadaan permintaan.

Kata kunci: association rules, apriori, bahan makanan

© 2025 Jurnal Pustaka AI

1. Pendahuluan

Permintaan bahan mentah makanan terjadi setiap hari, tidak terkecuali salah satu rumah sakit di kota Padang. Rumah sakit melakukan permintaan bahan makanan kepada supplier. Supplier yang merupakan UMKM harus menyediakan dan memastikan tersedianya bahan makanan setiap hari. Bahan makanan yang disediakan harus bahan yang segar untuk menjaga kepercayaan[7]. Permintaan dilakukan oleh rumah sakit kepada rekanan setiap hari pada pagi hari. Masalah yang muncul adalah ketidakpastian item permintaan. Ketidakpastian permintaan membuat kesusahan supplier untuk memastikan ketersediaan barang. Untuk itulah diperlukan aturan yang dapat memperlihatkan pola permintaan agar supplier dapat menyediakan barang yang segar dan tepat waktu.

Supplier membutuhkan kepastian pola permintaan agar dapat menyediakan bahan makanan yang segar. Dengan mengetahui pola permintaan supplier dapat melakukan optimasi pencarian bahan makanan. Supplier dapat menawarkan konsumen apabila konsumen melakukan permintaan tidak sesuai dengan pola untuk menghindari konsumen melupakan permintaan. Pengecekan barang permintaan akan menjadi lebih cepat karena telah mengetahui pola permintaan.

Proses data mining dapat menjawab permasalahan ketidakpastian permintaan. Data mining adalah proses untuk mencari informasi atau pola tertentu berdasarkan data yang telah terjadi sebelumnya[13]. Secara khusus data mining merupakan proses penggalian data[14]. Pada masalah ini maka dapat digunakan data permintaan yang terjadi sebelumnya. Data permintaan akan dianalisis dengan cara mengubah data menjadi lebih mudah dipahami[4]. Data tersebut akan diolah untuk mendapatkan pola permintaan[9]. Dengan adanya pola permintaan maka supplier dapat bersiap menyediakan permintaan karena telah mengetahui paket permintaan yang akan datang. Maka metode yang cocok pada proses data mining ini adalah association rules.

Association rules adalah salah satu metode data mining yang dapat menemukan pola tersembunyi pada data yang besar[12]. Metode tersebut menghasilkan aturan permintaan berdasarkan data yang digunakan. Aturan berupa pola kumpulan item yang terdapat pada satu transaksi. Contoh aturan yang dihasilkan yaitu apabila transaksi terdapat permintaan item A maka akan ada item B. Penerapan metode association rules dapat menggunakan beberapa algoritma yaitu Fp-growth, Apriori, fuzzy c-covering dan hash-based[3].

Pada penelitian ini untuk mencari rules dengan metode association rules maka digunakan algoritma apriori. Algoritma apriori merupakan algoritma untuk menemukan pola berdasarkan kekuatan hubungan antara item[5]. Dengan menggunakan algoritma apriori maka dapat dihasilkan aturan yang berdasarkan hubungan antara permintaan masing-masing bahan makanan dalam satu transaksi.

Tujuan penelitian ini adalah menghasilkan rules permintaan bahan makanan berdasarkan data transaksi sebelumnya. Rules dihasilkan dengan algoritma apriori. Proses perhitungan tersebut dilakukan menggunakan perhitungan komputer menggunakan bahasa pemrograman python. Bahasa tersebut digunakan karena banyak library python yang dikembangkan untuk proses data mining[12].

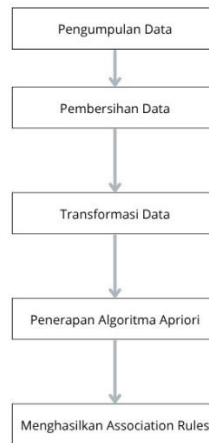
Algoritma apriori telah banyak digunakan pada metode association rules untuk mencari pola atau disebut dengan rules. Algoritma apriori dapat digunakan untuk pola permintaan seperti pada penelitian untuk menemukan pola permintaan home made dimsum[11]. Pada penelitian lain rules yang dihasilkan oleh algoritma apriori juga dapat digunakan sebagai penunjang keputusan strategi penjualan F&B[16]. Algoritma apriori juga digunakan dalam penelitian untuk menentukan tata letak buku di perpustakaan sehingga menghasilkan rules yang dapat membantu petugas dalam menyusun buku[18]. Algoritma ini juga digunakan pada penelitian untuk menemukan pola apa pembelian konsumen di sebuah toko penyedia bahan sehari-hari agar dapat mudah menyusun barang[8]. Rules yang dihasilkan dengan algoritma apriori dapat membantu manajemen persediaan bahan bangunan pada toko bangunan[2].

Dari penelitian sebelumnya terlihat algoritma apriori dapat menyelesaikan masalah dalam pencarian pola. Pencarian pola dan menghasilkan rules menggunakan data transaksi sebelumnya. Maka dapat disimpulkan

algoritma apriori juga dapat digunakan untuk mencari pola permintaan bahan makanan. Penelitian ini menghasilkan rules dengan metode association rules menggunakan algoritma apriori. Perhitungan algoritma dilakukan menggunakan bahasa pemrograman python.

2. Metode Penelitian

Proses menghasilkan association rules dengan algoritma apriori terdiri dari beberapa tahap. Tahap yang akan dilakukan terlihat pada gambar 1



Gambar 1. State Of Process

Pada gambar 1 memperlihatkan proses yang akan dilakukan pada penelitian ini. Yang pertama adalah pengumpulan data. Data yang telah dikumpulkan akan dibersihkan dan kemudian diubah menjadi format agar bisa dilakukan perhitungan algoritma apriori. Setelah melakukan perhitungan algoritma apriori maka barulah rules akan dihasilkan.

2.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan adalah data faktur transaksi bahan makanan pada PT. Flash Food. Setiap permintaan bahan baku akan dicatat ke dalam faktur transaksi. Data berisi detail transaksi dari 1 Oktober sampai 31 Desember. Setiap hari terdapat 1 transaksi, jadi total transaksi adalah 92 transaksi. Setiap transaksi terdapat lebih dari 1 item. Data faktur transaksi diubah menjadi format file .csv.

2.2. Pembersihan Data

Data mentah yang berupa catatan transaksi akan dibersihkan. Data yang digunakan hanya data transaksi yang mempunyai lebih dari 1 item pada satu transaksi[10]. Selanjutnya data akan disaring apa saja yang akan digunakan karena tidak semua detail di data transaksi akan digunakan. Untuk menentukan asosiasi rules menggunakan metode apriori hanya diperlukan kode transaksi dan kode produk. Pada data ini kode transaksi adalah tanggal transaksi. Nama produk digunakan untuk menerjemahkan kode produk. Data selain tanggal, kode produk dan nama produk akan dihapus karena tidak diperlukan. Data kosong dan duplikat data akan dihapus.

2.3. Transformasi Data

Data awal yang telah dibersihkan berbentuk relational format yaitu tabel dengan setiap baris berisi 1 item dalam 1 transaksi. Untuk menjalankan metode apriori data haruslah berformat one-hot encoding yang setiap baris berisi 1 transaksi dengan kolom semua kode produk. Kolom kode produk berisi logika boolean yaitu 1 dan 0 atau True dan False, dimana angka 1 berarti item ada pada transaksi dan angka 0 tidak ada dalam transaksi[1]. Data yang telah berbentuk format one-hot encoding yang digunakan sebagai input pada metode apriori.

2.4. Penerapan Algoritma Apriori

Pada penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan association rules. Algoritma yang digunakan adalah algoritma apriori. Algoritma apriori memerlukan beberapa parameter. Ketepatan dalam menentukan minimum parameter akan menghasilkan rules yang baik. Berikut parameter yang ditentukan

2.4.1. Support

Support adalah persentase kemunculan item atau kombinasi item dalam data[15]. Sebelum mencari nilai support maka ditentukan nilai minimum support. Tingkat minimum support yang tepat dapat menyeleksi kombinasi item

yang jarang muncul dan mempertahankan pola yang lebih berarti[17]. Nilai minimum yang terlalu rendah akan menyebabkan terlalu banyak item dan kombinasi item dalam pencarian rules, sebaliknya nilai minimum terlalu tinggi maka menyebabkan banyak informasi yang hilang[6]. Support dihitung berdasarkan rumus :

$$Support(A) = \frac{\sum Kemunculan A}{\sum Transaksi} \times 100\% \quad (1)$$

A = Item pada transaksi

Untuk mencari nilai support itemset dimana lebih dari 1 item digunakan rumus :

$$Support(A, B) = \frac{\sum Kemunculan A dan B}{\sum Transaksi} \times 100\% \quad (2)$$

Setelah mendapatkan nilai support, maka nilai support akan dibandingkan dengan nilai minimum support. Apabila nilai support lebih kecil dari nilai minimum support maka item atau itemset tersebut akan dibuang. Menentukan nilai support dilakukan dengan dimulai dari 1 item, kemudian dilakukan berulang dengan menggunakan kombinasi itemset sampai semua kombinasi tidak ada yang melebihi nilai minimum support. Karena itulah penentuan nilai support yang tepat dapat berpengaruh dengan rules yang dihasilkan. Semakin kecil nilai minimum support maka akan semakin banyak rules yang dihasilkan berakibat kurang akuratnya rules, sebaliknya semakin besar nilai minimum support maka akan semakin sedikit rules, tetapi akan kehilangan kemungkinan rules yang berarti.

2.4.2. Confidence

Confidence merupakan ukuran probabilitas antara item antecedents dengan item consequents. Nilai confidence memberikan gambaran seberapa sering kombinasi item tersebut muncul bersamaan dibandingkan muncul secara terpisah[13]. Nilai minimum confidence juga diperlukan untuk menyaring data yang tidak mempunyai hubungan yang kuat. Nilai confidence didapat dengan rumus :

$$Confidence(A, B) = \frac{Support(A, B)}{Support A} \times 100\% \quad (3)$$

A = Item Antecedents

B = Item Consequents

Antecedents adalah item atau kombinasi item pada sisi kiri rules atau pada bagian penyebab. Consequents adalah item atau kombinasi item pada sisi kanan atau bagian akibat. Jumlah item pada bagian antecedents dan consequents dapat berisi satu item atau lebih.

Nilai confidence dicari dengan semua kemungkinan kombinasi antecedents dan consequents. Nilai confidence yang lebih rendah dari nilai minimum confidence akan dihapus dari data sebelum dilanjutkan menggunakan kombinasi yang lebih banyak. Semakin tinggi nilai confidence maka memperlihatkan semakin kuat hubungan antar item. Nilai confidence 100% menunjukkan bahwa setiap transaksi yang terdapat item antecedents pasti juga terdapat item consequent.

2.4.3. Lift

Lift adalah nilai rasio hubungan antara item antecedents dan item consequents. Nilai confidence yang tinggi belum tentu menghasilkan rules yang baik. Nilai Lift adalah antar 0 – 2 dimana nilai lift mempunyai aturan [17]:

1. Nilai Lift < 1
Rules yang dihasilkan lemah dan tidak dipakai
2. Nilai Lift = 1
Item tidak mempunyai hubungan maka tidak ada rules yang terbentuk
3. Nilai Lift > 1
Rules yang dihasilkan kuat dan dapat dipakai

Rumus untuk mencari nilai lift adalah

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

A = Item Antecedents

B = Item Consequents

2.5. Menghasilkan Rules

Setelah mendapatkan nilai support, confidence dan lift maka didapat rules. Itemset yang mempunyai nilai dibawah batas minimum akan dihapus agar mendapatkan rules yang baik. Association rules menghasilkan rules berupa Jika transaksi mengandung (antecedents), maka transaksi tersebut juga memiliki (consequents).

3. Hasil dan Pembahasan

Tools yang dipakai pada penelitian ini adalah google colab dan menggunakan bahasa pemrograman python. Untuk dapat menghasilkan association rules dengan bahasa python menggunakan library mlxtend. Library pandas digunakan untuk melakukan manipulasi data yang digunakan. Library seaborn digunakan untuk menampilkan visualisasi data. Jadi, semua library tersebut harus diimport terlebih dahulu sebelum menjalankan proses perhitungan algoritma apriori. Berikut listing program import library

Import Library

```
import pandas as pd
import seaborn as sns
from mlxtend.preprocessing import TransactionEncoder
from mlxtend.frequent_patterns import apriori, association_rules
```

3.1. Pengumpulan Dan Pembersihan Data

Data yang digunakan berupa data transaksi diubah ke dalam format .csv dan diberi nama datasheet.csv. File tersebut hanya berisi tanggal yang digunakan sebagai kode transaksi, kode produk dan nama produk. Tetapi, hanya tanggal dan kode produk yang akan diolah. Datasheet dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Datasheet

	Pelatihan	Pengujian
01 Oktober 2024	1000054	Jahe Bulat
01 Oktober 2024	1000085	Nenas
01 Oktober 2024	1000097	Santan Curah
01 Oktober 2024	1000103	Semangka Tb
01 Oktober 2024	1000111	Terong Ungu Panjang
...	...	...
31 Desember 2024	2000094	Royco Rasa Sapi 230 Gr
31 Desember 2024	2000095	Sasa 250 Gr
31 Desember 2024	2000229	Kaldu Jamur Totole
31 Desember 2024	2000268	Terasi Cap A
31 Desember 2024	2000282	Gula Sachet isi 250 Pcs

Tabel 1 memperlihatkan 5 baris awal dan 5 baris akhir dari data yang digunakan. Dimensi data yang digunakan adalah (2234, 3). Total transaksi adalah 92 transaksi dengan 1 hari pertransaksi. Setiap transaksi mempunyai lebih dari 1 item.

3.2. Transformasi Data

Data yang dari datasheet.csv akan ditransformasi menjadi format one-shot encoding. Data yang diubah hanya Tanggal dan produk. Proses mengubah format datasheet dapat dilihat pada listing program berikut

Transformasi Data

```
transaksi = df.groupby("Tanggal")["Produk"].apply(list).tolist()
print(df.shape)
te = TransactionEncoder()
te_ary = te.fit(transaksi).transform(transaksi)
df_encode = pd.DataFrame(te_ary, columns=te.columns_)
```

Hasil transformasi data dapat terlihat pada tabel 2

Tabel 2. Transformasi Data

1000001	1000003	1000004	1000005	...	2000393	2000394	2000395	2000396
FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	...	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE

FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	...	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	...	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	...	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	...	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
...	...	...	...	...	...	...	...	...
FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	...	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	...	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	...	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	...	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	...	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE

Tabel 2 memperlihatkan sebagian awal dan akhir dari data yang telah diubah menjadi format one-hot encode. Data tersebut mempunyai dimensi (92, 185). Data yang telah diubah tersebut yang akan digunakan untuk melakukan perhitungan algoritma apriori.

3.3. Perhitungan Algoritma Apriori

Algoritma apriori dimulai dengan mencari support kemudian dilanjutkan dengan mencari nilai confidence dan terakhir mencari nilai lift. Berikut langkah-langkah dalam algoritma apriori yang digunakan dalam penelitian ini. Listing program untuk menjalankan algoritma apriori adalah

Algoritma Apriori

```

requent_patterns = apriori(df_encode, min_support =
0.5, use_colnames=True)
rules = association_rules(frequent_patterns,
metric='lift',min_threshold=1.5)
filteredRules = rules[rules['confidence'] >= 1]

```

hasil dari listing program diatas adalah nilai support, confidence dan lift.

3.3.1. Support

Nilai support didapat dengan menggunakan rumus (1) dan rumus (2). Minimal nilai support yang digunakan adalah 50%. Nilai tersebut bertujuan untuk menyaring item yang sering muncul agar rules yang dihasilkan berarti. Nilai support dicari menggunakan rumus support. Langkah awal adalah mencari nilai support untuk 1 item. Hasil item yang mempunyai nilai minimum kurang dari 50% akan dihapus, kemudian dicari support dengan kombinasi item. Tabel 3 memperlihatkan pola itemset yang mempunyai nilai support lebih dari 50%

Tabel 3. Nilai Support

Support	Itemsets
68.48%	frozenset({1000009})
69.57%	frozenset({1000013})
60.87%	frozenset({1000020})
89.13%	frozenset({1000025})
89.13%	frozenset({1000026})
...	...
50.00%	frozenset({1000097, 1000009, 1000013, 1000026, 1000025, 2000026, 2000030})
50.00%	frozenset({1000097, 1000009, 1000126, 1000013, 1000025, 2000026, 2000030})
55.43%	frozenset({1000097, 1000101, 1000037, 1000026, 1000025, 2000026, 1000126})
50.00%	frozenset({1000097, 1000101, 1000037, 1000026, 1000025, 2000026, 2000030})
51.09%	frozenset({1000097, 1000101, 1000037, 1000126, 1000025, 2000026, 2000030})

Pada tabel 3 terlihat itemset yang mempunyai support lebih dari 50% yang berjumlah 707 itemsets. 1 itemsets yang melebihi nilai support 50% adalah sebanyak 15 item. Itemsets dengan kombinasi terbanyak berisi 7 itemsets.

3.3.2. Confidence

Nilai confidence ditentukan dengan mengkombinasikan pola yang terbentuk pada perhitungan sebelumnya, kemudian dihitung menggunakan rumus (3). Itemset antecedents berada di sebelah kiri dan consequents di sebelah kanan. Nilai minimum confidence adalah 100%. Nilai confidence 100% dipilih agar memastikan item consequents akan selalu muncul ketika item antecedents muncul dalam transaksi. Hasil itemset yang mempunyai nilai confidence 100% terlihat pada tabel 4

Tabel 4. Hasil Confidence

Antecedents	Consequents	Support	Confidence
frozenset({1000009})	frozenset({1000097})	68.48%	100.00%
frozenset({1000013})	frozenset({1000097})	69.57%	100.00%
frozenset({1000020})	frozenset({1000097})	60.87%	100.00%
frozenset({1000025})	frozenset({1000097})	89.13%	100.00%
frozenset({1000026})	frozenset({1000097})	89.13%	100.00%
...	...	...	...
frozenset({1000097, 1000101, 1000025, 2000026, 2000030, 1000126})	frozenset({1000037})	51.09%	100.00%
frozenset({1000097, 1000037, 1000025, 2000026, 2000030, 1000126})	frozenset({1000101})	51.09%	100.00%
frozenset({1000037, 1000101, 1000025, 2000026, 2000030, 1000126})	frozenset({1000097})	51.09%	100.00%
frozenset({1000101, 1000126, 1000025, 2000026, 2000030})	frozenset({1000097, 1000037})	51.09%	100.00%
frozenset({1000037, 1000126, 1000025, 2000026, 2000030})	frozenset({1000097, 1000101})	51.09%	100.00%

Tabel 4 memperlihatkan kombinasi itemset antecedents dan consequents yang mempunyai nilai confidence 100%. Total kombinasi itemset yang terbentuk adalah 710 kombinasi itemset. Kombinasi itemset paling banyak adalah antecedents dengan 5 item dengan consequents 2 item. Kombinasi ini adalah awal dari pembentukan association rules.

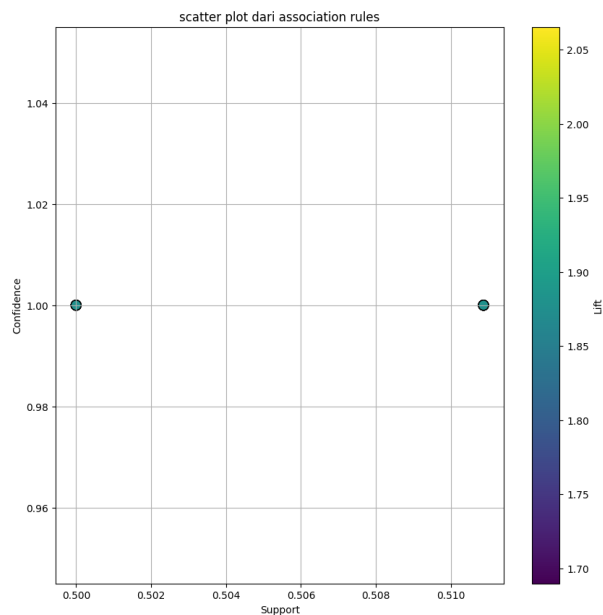
3.3.3. Lift

Nilai lift ditentukan dari kombinasi itemset pada tabel 4 menggunakan rumus (4). Nilai minimum lift adalah 1.5. Nilai lebih dari 1 yang artinya hubungan antar antecedents dan consequents mempunyai hubungan positif. Nilai 1.5 agar memastikan rules dengan aturan apabila itemset antecedents muncul di transaksi maka 1.5 kali lebih mungkin itemset consequents daripada itemset yang lain. Hasil kombinasi itemset yang mempunyai nilai minimum lift 1.5 terlihat pada tabel 5

Tabel 5. Hasil Lift

Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
frozenset({1000009, 1000037})	frozenset({1000013, 1000101})	51.09%	100.00%	1.9
frozenset({1000009, 1000101})	frozenset({1000013, 1000037})	51.09%	100.00%	1.9
frozenset({1000009, 1000097, 1000037})	frozenset({1000013, 1000101})	51.09%	100.00%	1.9
frozenset({1000009, 1000097, 1000101})	frozenset({1000013, 1000037})	51.09%	100.00%	1.9
frozenset({1000009, 1000037})	frozenset({1000097, 1000013, 1000101})	51.09%	100.00%	1.9
frozenset({1000009, 1000101})	frozenset({1000097, 1000013, 1000037})	51.09%	100.00%	1.9
frozenset({1000009, 2000026, 1000037})	frozenset({1000013, 1000101})	50.00%	100.00%	1.9
frozenset({1000009, 2000026, 1000101})	frozenset({1000013, 1000037})	50.00%	100.00%	1.9
frozenset({1000009, 1000097, 2000026, 1000101})	frozenset({1000013, 1000037})	50.00%	100.00%	1.9
frozenset({1000009, 1000097, 2000026, 1000037})	frozenset({1000013, 1000101})	50.00%	100.00%	1.9
frozenset({1000009, 2000026, 1000101})	frozenset({1000097, 1000013, 1000037})	50.00%	100.00%	1.9
frozenset({1000009, 2000026, 1000037})	frozenset({1000097, 1000013, 1000101})	50.00%	100.00%	1.9

Tabel 5 terlihat kombinasi itemset yang mempunyai nilai lift lebih dari 1.9. Kombinasi item yang terbentuk sebanyak 12 kombinasi. Kombinasi itemset ini lah yang akan menjadi dasar yang membentuk association rules pada penelitian ini. Penyebaran nilai support, confidence dan nilai lift hasil dari perhitungan algoritma apriori pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 2.

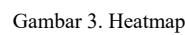


Gambar 2. Scatter Plot

Gambar 2 memperlihatkan scatter plot hubungan antara support, confidence dan lift. Nilai confidence yang ditetapkan pada penelitian ini adalah 100% maka terlihat di scatter plot nilai confidence hanya 1. Sedangkan penyebaran nilai support terlihat pada 2 titik, ini terjadi karena penetapan nilai minimum support yang tinggi yaitu 50%. Perubahan warna pada titik pun tidak terlihat karena mempunyai nilai lift yang hampir sama yaitu 1.9.

3.4 Association Rules

Kombinasi item yang terdapat pada tabel 5 memperlihatkan hubungan yang positif antar itemset. Minimum support 50% dapat membuat pola itemset yang mempunyai tingkat kemunculan 1 banding 2 dari data. Nilai confidence 100% menunjukkan hubungan antar itemset kuat karena tingkat kemunculan itemset consequents selalu didahului oleh itemset antecedents. Hubungan antecedents dan consequents dapat dilihat pada heatmap yang berada di gambar 3



Tabel 6. Association Rules

396

penelitian ini adalah 1.9. Ini menunjukkan bahwa itemset consequents 1.9 kali lebih mungkin muncul bersama setelah kemunculan itemset antecedents. Hubungan ini memperlihatkan hubungan yang kuat dan mengurangi kemungkinan hubungan tersebut adalah hubungan acak.

Rules yang dihasilkan dalam penelitian ini memperlihatkan pola permintaan bahan makanan. Pola permintaan dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan supplier. Supplier dapat lebih mudah memanajemen proses pengadaan permintaan dengan lebih efisien dan efektif. Akhirnya, supplier dapat memenuhi permintaan bahan makanan yang segar dan tepat waktu.

Daftar Rujukan

- [1] A. Pirman, A. Hanifa, and G. Triyono, "Implementasi Algoritma Apriori Pada Penjualan Makanan Ringan dan Minuman Kesehatan," *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 1, pp. 204–215, Jan. 2024, doi: 10.51454/decode.v4i1.244.
- [2] A. Saputra, H. L. Sari, and D. Sartika, "Implementasi Metode Association Rule Mining Pada Penjualan Barang Di Toko Bangunan Ada Mas Menggunakan Algoritma Apriori," *Jurnal Multidisiplin Dehasen*, vol. 2, no. 4, pp. 709–718, Oct. 2023.
- [3] D. Anggriani, U. P. Sanjaya, and I. A. Sa'ida, "Analisis Penerapan Metode Association Rule Mining Untuk Transaksi Penjualan di Toko Bangunan Dengan Algoritma Apriori," *SINTECH Journal*, vol. 5, no. 2, pp. 124–138, Oct. 2022, doi: <https://doi.org/10.31598>
- [4] D. Permata Sari, W. Buana, and M. Febri Mayang Sari, "Implementasi Data Mining pada Penjualan Barang dengan Teknik K Means," *Jurnal Pustaka AI (Pusat Akses Kajian Teknologi Artificial Intelligence)*, vol. 5, no. 1, pp. 106–112, Apr. 2025, doi: 10.55382/jurnalpustakaai.v5i1.955.
- [5] D. Siswanto, Zamzami, and L. Nijal, "Penerapan Algoritma Apriori Dalam Membangun Aplikasi Untuk Menentukan Pola Produksi Roti," *Jurnal Pustaka AI*, vol. 2, no. 2, pp. 46–54, Jan. 2023, doi: <https://doi.org/10.55382/jurnalpustakaai.v2i2.290>.
- [6] E. Hikmawati, N. U. Maulidevi, and K. Surendro, "Minimum threshold determination method based on dataset characteristics in association rule mining," *Journal of Big Data*, vol. 8, no. 1, p. 146, Nov. 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00538-3.
- [7] F. S. Saad, N. Azizah, Z. Yani, and P. Negeri Padang fikrissaad, "Monte Carlo Simulation in Predicting Trends in Demand for Coconut Milk at PT. Flash Food," *Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications*, vol. 4, no. 2, pp. 1501–1506, Feb. 2025, doi: <https://doi.org/10.59934/jaiea.v4i2.938>.
- [8] H. Fathurrahman, A. S. Sunge, and S. Butsianto, "Association Relationship Analysis in Finding Sales of Goods With Apriori Algorithm," *Architecture and High Performance Computing*, vol. 6, no. 3, pp. 1224–1231, Jul. 2024, doi: 10.47709/cnape.v6i3.4258.
- [9] I. Irawan and S. Harlina, "Implementasi Algoritma Apriori Pada Aplikasi Penjualan Buah Berbasis Web," *Jurnal JTik*, vol. 9, no. 1, pp. 234–243, Jan. 2025, doi: <https://doi.org/10.35870/jtik.v9i1.2971>.
- [10] K. D. Fernanda, A. P. Widodo, and J. Lemantara, "Analysis and Implementation of the Apriori Algorithm for Strategies to Increase Sales at Sakinah Mart," *JUITA*, vol. 11, no. 2, pp. 203–211, Nov. 2023.
- [11] M. E. Pratama and M. Abdi, "Application of Association Rule Mining Method Using Apriori Algorithm to Determine the Purchasing Pattern of Home Made Dimsum," *Journal of Technology and Computer (JOTECHCOM)*, vol. 1, no. 4, pp. 9–15, Nov. 2024.
- [12] M. Hahsler, "ARULESPY: Exploring Association Rules and Frequent Itemsets in Python," May 2023, doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.15263>.
- [13] M. Z. Ritonga, A. P. Juledi, and R. Mutia, "Implementation of Data Mining to Determine Sales Patterns Using the Apriori Method," *sinkron*, vol. 8, no. 2, pp. 1100–1106, Apr. 2024, doi: 10.33395/sinkron.v8i2.13621.
- [14] N. Oktaviani, "IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI UNTUK ANALISIS POLA PEMBELIAN KONSUMEN PADA TOKO SERBA," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 8, no. 3, pp. 3706–3711, Jun. 2024.
- [15] N. Purwati, Y. Pedliyansah, H. Kurniawan, S. Karnila, and R. Herwanto, "Komparasi Metode Apriori dan FP-Growth Data Mining Untuk Mengetahui Pola Penjualan," *Jurnal Informatika: Jurnal pengembangan IT (JPIT)*, vol. 8, no. 2, pp. 155–161, May 2023, doi: <https://doi.org/10.30591/jpit.v8i2.4876>
- [16] S. Marselina, J. H. Jaman, and D. Ely Kurniawan, "Sales Analysis Using Apriori Algorithm in Data Mining Application on Food and Beverage (F&B) Transactions," *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, vol. 7, no. 2, pp. 2548–6861, Jul. 2023.
- [17] T. Chen, Z. Sun, H. Huang, and S. Zheng, "The Sales Combination Strategy of Fresh Supermarket Vegetables Based on Apriori," *Journal of Applied Mathematics and Computation*, vol. 8, no. 1, pp. 88–92, Apr. 2024, doi: 10.26855/jamc.2024.03.011.
- [18] Y. Andini, J. Tata Hardinata, and Y. P. Purba, "PENERAPAN DATA MINING TERHADAP TATA LETAK BUKU DI PERPUSTAKAAN SINTONG BINGEI PEMATANGSIANTAR MENGGUNAKAN METODE APRIORI," *JTM*, vol. XI, no. 1, pp. 9–15, Aug. 2022.