

OPTIMASI PENJUALAN TOKO KELONTONG DENGAN MENERAPKAN ALGORITMA APRIORI

Riki Saenafulloh, Arnisa Stefani,

Program Studi Teknik Elektro S1, Fakultas Teknik

Universitas Singaperbangsa Karawang, Jl. H. S. Ronggowaluyo Telukjambe Timur - Karawang 41361

Riki20012000@gmail.com

ABSTRAK

Dalam bisnis toko kelontong, diperlukan strategi yang efektif untuk meningkatkan keuntungan dan menghadapi persaingan dari toko-toko kelontong lain yang memiliki model usaha serupa. Beberapa contoh strategi yang bisa diimplementasikan adalah mempertahankan ketersediaan stok barang yang sering dicari oleh pelanggan, menawarkan produk tambahan kepada pelanggan berdasarkan pembelian sebelumnya, dan mengatur susunan atau layout barang di toko untuk mempengaruhi keputusan pembelian pelanggan. Untuk mengembangkan strategi ini, data transaksi dari toko kelontong perlu diolah menggunakan metode data mining, khususnya metode Apriori, yang bertujuan mencari aturan asosiasi dari kumpulan data transaksi tersebut. Dari hasil analisis data, didapatkan temuan bahwa persediaan rokok dan kopi sachet harus diperhatikan secara seksama agar stok tidak kosong, sehingga pelanggan tidak kecewa dan tetap loyal. Selain itu, penjual dapat menggunakan informasi support kombinasi dua item atau aturan asosiasi untuk memberikan rekomendasi produk tambahan kepada pelanggan, hal ini dapat meningkatkan peluang penjualan. Penempatan item yang berhubungan secara strategis dalam layout toko juga penting untuk menarik perhatian pelanggan dan mendorong pembelian impulsif. Item-item yang memiliki hubungan erat, seperti sayur dan minyak, sebaiknya ditempatkan berdekatan agar lebih mudah ditemukan oleh pelanggan. Serta usahakan item yang tertera pada tabel asosiasi di tempatkan di tempat yang strategis.

Kata kunci: Apriori, associate, rules, data, mining

1. PENDAHULUAN

Dalam memenuhi kebutuhannya, manusia senantiasa berusaha untuk menghasilkan atau mendapatkan keuntungan dengan menyediakan barang atau jasa. Kegiatan ini dinamakan bisnis atau usaha. Toko kelontong adalah salah satu bentuk usaha yang dapat dijumpai hampir di setiap daerah.

Diperlukan sebuah strategi untuk meningkatkan keuntungan dan bertahan dari kompetitor – kompetitor dengan model usaha yang sama, seperti toko kelontong lain di sekitar [1]. Contoh strategi tersebut seperti menarik atau mempertahankan ketergantungan pelanggan terhadap toko. Dengan cara mempertahankan jumlah supply barang yang sering dicari pelanggan dari toko kelontong. Sering kali kita mengalami situasi di mana pelanggan berencana untuk membeli barang di toko kelontong, tetapi barang yang diinginkannya tidak tersedia atau telah habis. Akibatnya, pelanggan akan mencari toko lain sebagai alternatif, dan hal ini dapat menyebabkan penurunan tingkat penjualan toko kelontong [2].

Contoh strategi lain adalah dengan mengatur susunan (layout) barang-barang yang dijual di toko kelontong. Hal ini dapat meng-sugesti para pelanggan untuk membeli produk di dekat produk pertama. Strategi lainnya seperti memberikan sugesti langsung kepada pelanggan dengan mempertimbangkan barang sebelumnya yang dipilih pelanggan atau dari track record pelanggan – pelanggan sebelumnya.

Dari ketiga contoh strategi diatas dapat dilihat bahwa setiap strategi membutuhkan data dan

informasi. Kita ambil contoh dalam pengaturan layout barang yang paling optimal untuk meningkatkan penjualan. Untuk strategi ini kita membutuhkan data mentah (data transaksi tanpa diproses), informasi probabilitas pembelian kombinasi dua atau lebih produk, serta data dan informasi yang lain. Maka dari itu dibutuhkan sebuah metode dalam proses mencari informasi yang akurat yang mana membutuhkan pemrosesan data dalam pelaksanaannya.

Sebuah informasi akan menentukan sebuah keputusan yang harus diambil oleh pelaku usaha, dan sebuah keputusan yang tepat dapat diambil dari pengolahan data yang akurat. Proses atau kegiatan yang bertujuan untuk menemukan pola atau informasi dari sebuah kumpulan data disebut Data Mining. Dalam bidang data *mining*, banyak metode – metode yang dapat dipakai untuk melakukan prosesing datanya, diantaranya metode apriori.

Dalam kegiatan mining, diperlukan suatu metode yang mampu mengubah tumpukan data informasi berharga atau *knowledge* [3]. Bersumber dari penelitian – penelitian terdahulu yang memanfaatkan data mining dengan metode tertentu untuk mengidentifikasi pola dalam penjualan barang dan penempatan lokasi barang. Pada penelitian kali ini akan digunakan algoritma apriori untuk pemrosesan datanya [4].

Tujuan penggunaan algoritma apriori adalah agar nilai suport dapat menjadi acuan untuk menentukan produk mana yang akan diperhatikan supply-nya, data Confidence dapat dijadikan patokan untuk penjaga

toko dalam merekomendasikan barang lain yang sekiranya akan atau kemungkinan dibeli juga oleh pembeli [5]. Left Ratio akan menjadi penegas bahwa rule yang didapat sudah valid atau tidak dan dapat menjadi acuan untuk pemilik toko kelontong dalam menyusun layout [6]. Bisa digunakan juga untuk memperkaya acuan dalam melakukan promosi kepada pelanggan. Contohnya bila left rasionya 1,5 maka kemungkinan pelanggan membeli berdasarkan rules, lebih besar 1,5 kali lipat dari pada pembeli membeli item – item tersebut secara acak.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terkait

Penelitian yang membahas penerapan algoritma apriori sudah banyak sekali dilakukan dalam berbagai jurnal atau karya ilmiah. Pasalnya metode ini efektif dalam mengolah data - data berukuran besar dan pengaplikasiannya yang luas. Bahkan di kehidupan sehari-hari sudah banyak sekali penggunaan metode apriori, contohnya seperti rekomendasi pada e-commerce, iklan e-commerce di suatu website yang mana isi dari iklan tersebut berdasar pada pembelian dan data search pengguna, atau bisa juga dijumpai pada kegiatan trading sebagai dasar dari prediksi pembelian dan fluktuasi harga di market.

Ada beberapa penelitian sebelumnya yang relevan sebagai bahan referensi bagi untuk penelitian kali ini. Contohnya Jubita Dongga, dkk dalam penelitiannya yang berjudul “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang (Studi Kasus: Toko Swapen Jaya Manokwari)” membahas mengenai penentuan jumlah persediaan barang di toko Swapen Jaya Manokwari. Tujuannya adalah mengantisipasi pelanggan yang beralih ke toko lain setelah mengetahui bahwa barang yang pelanggan inginkan dalam keadaan kosong (no-stock).

Ariefana Ria Riszky, dkk dalam penelitiannya yang berjudul “Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan” melakukan pengumpulan data histori transaksi PT. Agro Express Indonesia serta mewawancarai pihak terkait. Diketahui instansi terkait tidak memiliki acuan untuk promosi dikarenakan ketidaktersediaannya pengolahan data mandiri. Penelitian ini mendapatkan hasil left rule atau left ratio “Jika Jeruk terjual, maka Pear terjual” dengan left ratio sebesar 1,1 dan “Jika GrapeOla dan Jeruk terjual, maka Pear terjual” dengan left ratio yang sama.

Rizky Sena Yudha dengan penelitiannya yang berjudul “Penerapan Algoritma Apriori untuk Menghasilkan Pola Penjualan Produk Bangunan” mendapatkan tiga kesimpulan yaitu bahwa semakin tinggi nilai Minimum Support, maka seleksi itemset menjadi lebih ketat, mengakibatkan jumlah kombinasi item dalam daftar data semakin berkurang. Lalu Ketika nilai Minimum Confidence semakin tinggi dalam proses penentuan, dapat disimpulkan bahwa hasil akhir dari analisis menggunakan metode Apriori akan

menjadi lebih valid. Ini disebabkan oleh fakta bahwa hasil akhir akan terdiri dari daftar data yang memenuhi persyaratan seleksi Minimum Confidence. Dan yang terakhir Metode Apriori memiliki kemampuan untuk membantu menemukan kombinasi produk secara tepat. Dengan demikian, dari kombinasi pembelian yang terbentuk, metode ini dapat membantu pemilik usaha dalam mengatur tata letak produk atau merancang kombinasi promosi barang [7].

2.2. Data Mining

Secara ringkas dan memudahkan untuk khalayak umum memahami apa itu Data mining, dapat disimpulkan sebagai proses pencarian otomatis informasi yang berharga dari kumpulan data yang berukuran besar atau kumpulan data yang jumlahnya banyak [8].

Mengungkapkan informasi tersembunyi yang sulit ditemukan secara manual adalah Tujuan dari data mining. Data mining mencakup teknologi pengenalan pola, teknik statistik, matematika, dan berbagai algoritma untuk mencari pola dalam data. Dalam konteks lain, data mining merupakan eksplorasi pola dari kumpulan data besar yang tersimpan secara khusus. Penerapannya memberikan manfaat dalam berbagai industri, seperti analisis market basket untuk meningkatkan strategi pemasaran. Meskipun demikian, data mining juga menghadapi tantangan privasi dan etika yang harus dihadapi secara bertanggung jawab. Sebagai bidang yang terus berkembang, data mining terus mengalami inovasi untuk menghadapi kompleksitas data yang semakin besar, dan dengan pengetahuan dan keahlian yang tepat, data mining dapat menjadi alat kuat untuk mengambil wawasan berharga dari sumber data yang melimpah.

Proses data mining melibatkan eksplorasi data guna mengidentifikasi pola dan keterhubungannya, serta mengenali informasi yang tidak tampak dari sebuah kumpulan data. Dengan menggunakan teknik-teknik khusus, data mining membantu mengklasifikasikan atau memilah data ke dalam kelompok atau kategori tertentu, mengelompokkan data menjadi kluster berdasarkan kesamaan karakteristiknya, mencari dan memahami hubungan dan tren antara variabel dalam data, lalu mencari asosiasi antara item-item dalam dataset, dan meramalkan nilai atau kejadian berdasarkan data historis.

Hal ini memungkinkan penggunaannya untuk mengambil keputusan yang lebih baik, meningkatkan efisiensi, menemukan peluang, mengoptimalkan proses, serta mengidentifikasi pola yang relevan dalam data yang bersifat besar dan rumit.

2.3. Algoritma Apriori

Secara singkat algoritma apriori dapat tafsirkan sebagai metode penggalian informasi yang digunakan untuk menemukan aturan asosiasi dalam kumpulan data. Aturan asosiasi adalah aturan yang

menggambarkan hubungan antara beberapa atribut atau item dalam data. Inilah yang biasa disebut market basket analysis atau *affinity analys*. Tujuan association rule mining adalah menemukan aturan - aturan yang menghubungkan kombinasi item yang sering muncul bersama dalam dataset.

Pentingnya suatu asosiasi dapat diukur menggunakan dua tolok ukur, yaitu support dan confidence. Support (nilai penunjang) adalah persentase kombinasi item tersebut dalam database, sementara confidence (nilai kepastian atau kepuasan) menggambarkan seberapa kuat hubungan antar-item dalam aturan asosiasi [9].

Nilai support sebuah item dapat diperoleh menggunakan rumus berikut :

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

Sedangkan nilai *support* dari dua item, diperoleh dari rumus sebagai berikut :

$$\text{Support } (A, B) = \text{Support } (A \cap B)$$

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

Nilai *confidence* dapat diperoleh menggunakan persamaan berikut :

$$\text{confidence}(A, B) = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{Transaksi Mengandung } A} \quad (3)$$

Sedangkan nilai *confidence* dari 3 item, diperoleh dari rumus sebagai berikut :

$$\text{confidence}(A, B, C) = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung } A, B, C}{\sum \text{Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B} \quad (4)$$

Lift Ratio adalah pengukuran untuk menguji validitas aturan yang telah terbentuk dan mengevaluasi kekuatan atau *validating* association rule yang ada. Pada tahap ini, dilakukan evaluasi untuk memastikan apakah produk A benar-benar dibeli bersamaan dengan produk B. Sebuah aturan dikatakan valid jika nilai lift ratio-nya lebih dari 1. Jika demikian, maka aturan tersebut dapat dijadikan referensi dalam merekomendasikan produk kepada pelanggan [10].

Dalam perhitungan nilai lift ratio, Persamaan 5 digunakan, sementara nilai confidence benchmark diperoleh melalui Persamaan 6. Parameter BC (A, B) menggambarkan nilai confidence benchmark dari produk A dan B. Di sisi lain, parameter Nc menyatakan jumlah transaksi dengan item sebagai konsekuensi (consequent), dan parameter N menyatakan jumlah total transaksi dalam dataset tersebut.

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\text{Confident}(A, B)}{BC(A, B)} \quad (5)$$

$$BC(AB) = \frac{N_c}{N} \quad (6)$$

3. METODE PENELITIAN

Sesuai dengan tujuan dari penelitian ini, yaitu penerapan algoritma apriori, dibutuhkan langkah langkah terstruktur dalam pelaksanaan penelitian. Untuk mempermudah dalam kalkulasi dan pencarian informasi, semua dataset akan dihitung menggunakan media Google Collaboratory dengan bahasa pemrograman python. Sebagai rincian dari tahapan penelitian adalah sebagai berikut.

3.1. Pengumpulan Data

Subject dari topik penelitian ini adalah toko kelontong milik pribadi, sehingga proses pengumpulan data dapat dilakukan dengan pencatatan persatuan transaksi. Pencatatan dilakukan secara manual dikarenakan toko kelontong ini tidak menggunakan nota. Data yang dikumpulkan sebanyak 112 data transaksi yang dikumpulkan selama 2 hari selama jam buka toko kelontong.

3.2. Pra-pemrosesan Data

Langkah prapemrosesan data mencakup ekstraksi data, pembersihan data, dan konversi data, sehingga diperoleh 37 data yang sesuai dengan substansi dan format yang dibutuhkan untuk penelitian. Hasil akhirnya adalah sebuah tabel vektorisasi data biner dengan ukuran 38 * 22, di mana data tersebut direpresentasikan dalam bentuk pemisalan item spesifik sebagai alfabet.

Proses ekstraksi data dilakukan untuk memilih atribut yang relevan, karena tidak semua data awal memiliki relevansi yang sama. Selanjutnya, tahap pembersihan data digunakan untuk mengeliminasi data yang ambigu dan instan yang tidak relevan, serta menghapus atribut yang tidak diperlukan untuk analisis lebih lanjut. Sebagai contoh, data yang tidak relevan seperti tanggal pendataan, transaksi batal atau tidak tuntas (utang), serta item-item penunjang operasional dihapus dari analisis. Data transaksi yang tidak tuntas dikecualikan karena penelitian ini berfokus pada optimasi penjualan, sedangkan transaksi tidak tuntas dianggap tidak relevan karena tidak berkontribusi pada tujuan penelitian ini. Faktor transaksi yang tidak tuntas mungkin dapat menjadi fokus analisis pada penelitian lain. Demikian pula, item-item penunjang operasional seperti plastik atau karung juga dihilangkan karena tidak relevan dengan tujuan penelitian.

3.3. Analisis Pola Frekuensi Tinggi

Tahap analisis pola frekuensi tinggi, juga dikenal sebagai frequent pattern mining, adalah proses dalam data mining yang bertujuan untuk menemukan kumpulan pola yang sering muncul dalam kumpulan data. Pola-pola ini dikenal sebagai frequent itemsets, yaitu kombinasi item atau atribut yang sering terjadi bersamaan dalam data.

Dalam konteks algoritma Apriori, tahap analisis pola frekuensi tinggi melibatkan penggunaan algoritma untuk menemukan semua frequent itemsets dalam dataset. Frequent itemsets adalah kumpulan item atau atribut yang muncul dengan frekuensi tertentu dalam data. Nilai support dihitung sesuai dengan Persamaan (1) dan (2). Tahap analisis pola frekuensi tinggi selesai apabila frequent itemsets telah diidentifikasi

3.4. Pembentukan Association Rule

Langkah berikutnya adalah membentuk aturan asosiasi dari frequent itemsets tersebut. Aturan asosiasi biasanya diwakili dalam bentuk IF-THEN, di mana IF merupakan premis atau item-item yang ada sebelumnya, dan THEN merupakan konsekuen atau item yang muncul sebagai hasil dari IF. *Associate rules* berdasar pada perhitungan nilai *confidence*. Perhitungan confidence akan dilakukan berdasarkan Persamaan (3) dan (4).

3.5. Uji Lift Ratio Pada Aturan

Left ratio merupakan salah satu metrik yang digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan antara konsekuen (item yang muncul di bagian THEN) dengan premis (item yang muncul di bagian IF) dalam sebuah aturan asosiasi. Left ratio mengacu pada seberapa sering konsekuen muncul bersama dengan premis dibandingkan dengan kemunculannya secara individu.

Jika left ratio mendekati atau sama dengan 1, maka hal ini menunjukkan bahwa konsekuen (THEN) sangat bergantung pada keberadaan premis (IF) dan dapat dianggap sebagai aturan yang kuat. Sebaliknya, jika left ratio mendekati atau sama dengan 0, artinya hubungan premis-konsekuen sangat lemah atau bahkan mungkin tidak ada.

Tahap uji left ratio adalah bagian penting dalam evaluasi aturan asosiasi karena memungkinkan untuk menyaring aturan-aturan yang kurang relevan atau tidak memiliki kekuatan dalam data. Untuk menghitung nilai lift ratio, dapat menggunakan Persamaan (5). Sementara itu, nilai benchmark confidence diperoleh melalui Persamaan (6).

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah melakukan proses pengumpulan data secara manual dengan pencatatan, didapatkan data – data sebagai berikut :

Tabel 1. Data nama *item*

NO	NAMA ITEM
1	Beras
2	Minyak
3	Sabun Mandi
4	Sabun Cuci
5	Alat Mandi
6	Sayuran
7	Makanan Ringan
8	Minuman Karbonasi

NO	NAMA ITEM
9	Kopi Sachet
10	Roko
11	Gas Lpg
12	Tepung
13	Shampo
14	Susu Sachet
15	Air Mineral
16	Minuman Gelas
17	Mie Instan
18	Mie Cup
19	Bumbu
20	Rempah
21	Telur
22	Gula

Pada Tabel 1 ditampilkan dataset item yang dijual di toko kelontong. Terdapat kurang lebih 20 item yang dijual kepada pelanggan.

Tabel 2. Dataset *item* transaksi

NO	NAMA ITEM TRANSAKSI
1	beras,minyak,telur,sayur,bumbu,Air Mineral,Mie Instan
2	telor,tepung,Kopi Sachet,Roko,Minyak
3	roko,kopi sachet,Shampo
4	beras,gas,roko,minuman karbonasi,Gula
5	rempah, susu sachet,mie instan,Kopi Sachet
6	sayuran,rempah,bumbu,gula,Roko,Beras
7	beras,telur,roko,Bumbu,Sabun Cuci
8	roko,kopi sachet,shampo,sabun mandi
9	sabun mandi,sabun cuci,alat mandi,minuman karbonasi,Air Mineral,Bumbu
10	roko, kopi, sabun mandi,alat mandi,Sabun Cuci
11	air mineral, beras, telur,sayuran,Gula
12	Mie Instan,Kopi Sachet,Roko,Makanan Ringan, Minuman Karbonasi
13	Tepung,Telur,Gula,Shampo,Sabun Cuci
14	Makanan Ringan,Minuman Karbonasi,Air Mineral,Kopi Sachet
15	Mie Instan,Kopi Sachet,Gula,Roko
16	Beras,Minyak,Telur,Bumbu,Sayuran
17	Sayuran,Rempah,Minyak,Roko,Kopi Sachet
18	Beras,Gas LPG,Mie Instan,Tepung,Telur,Gula
19	Sabun Mandi,Alat Mandi,Shampo,Mie Instan
20	Makanan Ringan, Minuman Karbonasi,Sabun Cuci,Kopi Sachet,Roko
21	Susu Sachet,Gula,Mie Cup
22	Minuman Gelas,Makanan Ringan,Rempah
23	Gas LPG,Mie Cup,Roko,Alat Mandi
24	Beras,Minuman Karbonasi,Gas LPG
25	Roko,Mie Cup,Mie Instan
26	Mie Instan,Telur,Beras,Sabun Cuci
27	Makanan Ringan,Shampo,Minuman Gelas,Sabun Cuci
28	Minyak,Telur,Sayuran,Minuman Karbonasi
29	Minuman Karbonasi,Beras,Kopi Sachet,Shampo
30	Mie Instan,Sabun Cuci,Shampo,Roko
31	Gula,Bumbu
32	Telur,Kopi Sachet,Makanan Ringan,Shampo,Sabun Cuci
33	Air Mineral,Bumbu,Minyak
34	Sayuran,Gas LPG,Roko

NO	NAMA ITEM TRANSAKSI
35	Shampo,Gula,Makanan Ringan
36	Sayuran,Rempah,Minyak,Roko,Kopi Sachet
37	roko,kopi sachet,Shampo,Sayuran,Gas LPG,Roko
38	Sayuran,Rempah,Minyak,Roko,Kopi Sachet,Bumbu

Dari hasil pengamatan dan pencatatan, didapatkan hasil dataset transaksi yang ditampilkan pada Tabel 2.

Dari dataset diatas dilakukan proses penerapan algoritma apriori. Untuk mempermudah dalam kalkulasi dan pencarian informasi, semua dataset akan dihitung menggunakan media Google Collaboratory dengan bahasa pemrograman python., yaitu sebagai berikut :

```
[1] import pandas as pd
from mlxtend.preprocessing import TransactionEncoder
from mlxtend.frequent_patterns import apriori, association_rules
```

Gambar 1. Proses *importing library*

Untuk menunjang proses penghitungan dibutuhkan beberapa library yang sesuai. contohnya pada Gambar 1 ditampilkan *peng-import-an library* algoritma apriori.

```
#membaca file csv
data = pd.read_csv('data3.csv')
print("Data yang dibaca:")
#mencetak 5 baris pertama pada dataframe
print(data.head())
```

Gambar 2. Pembacaan dataset

Pada Gambar 2 dilakukan uploading dataset, data set dibaca dari excel dalam bentuk csv.

```
0  Gula      Bumbu      roko      kopi sachet  Shampo      beras \
0  beras      minyak      telur      sayur      bumbu      Air Mineral
1  telur      tepung      Kopi Sachet      Roko      Minyak      NaN
2  roko      kopi sachet      Shampo      NaN      NaN      NaN
3  beras      gas      roko      minuman karbonasi      Gula      NaN
4  rempah      susu sachet      mie instan      Kopi Sachet      NaN      NaN

telor
0  Mie Instan
1  NaN
2  NaN
3  NaN
4  NaN
```

Gambar 3. Hasil pembacaan dataset

Gambar diatas adalah output yang dihasilkan dari source code sebelumnya, lebih spesifiknya dari baris terakhir.

```
[3] records = []
for i in range(0, 37):
    records.append([str(data.values[i, j]) for j in range(0, 6)])
```

Gambar 4. Validasi item dataset

Gambar 4 adalah tampilan proses yang bertujuan untuk memvalidasi kesesuaian dataset

```
[ 'beras', 'minyak', 'telur', 'sayur', 'bumbu', 'Air Mineral' ]
[ 'telor', 'tepung', 'Kopi Sachet', 'Roko', 'Minyak', 'nan' ]
[ 'roko', 'kopi sachet', 'Shampo', 'nan', 'nan', 'nan' ]
[ 'beras', 'gas', 'roko', 'minuman karbonasi', 'Gula', 'nan' ]
[ 'rempah', 'susu sachet', 'mie instan', 'Kopi Sachet', 'nan', 'nan' ]
[ 'sayuran', 'rempah', 'bumbu', 'gula', 'Roko', 'Beras' ]
[ 'beras', 'telur', 'roko', 'Bumbu', 'Sabun Cuci', 'nan' ]
[ 'roko', 'kopi sachet', 'shampo', 'sabun mandi', 'nan', 'nan' ]
[ 'sabun mandi', 'sabun cuci', 'alat mandi', 'minuman karbonasi', 'Air Mineral', 'Bumbu' ]
[ 'roko', 'kopi', 'sabun mandi', 'alat mandi', 'Sabun Cuci', 'nan' ]
[ 'air mineral', 'beras', 'telur', 'sayuran', 'Gula', 'nan' ]
[ 'Mie Instan', 'Kopi Sachet', 'Roko', 'Makanan Ringan', 'Minuman Karbonasi', 'nan' ]
[ 'Tepung', 'Telur', 'Gula', 'Shampo', 'Sabun Cuci', 'nan' ]
[ 'Makanan Ringan', 'Minuman Karbonasi', 'Air Mineral', 'Kopi Sachet', 'nan', 'nan' ]
[ 'Mie Instan', 'Kopi Sachet', 'Gula', 'Roko', 'nan', 'nan' ]
[ 'Beras', 'Minyak', 'Telur', 'Bumbu', 'Sayuran', 'nan' ]
[ 'Sayuran', 'Rempah', 'Minyak', 'Roko', 'Kopi Sachet', 'nan' ]
[ 'Beras', 'Gas LPG', 'Mie Instan', 'Tepung', 'Telur', 'Gula' ]
[ 'Sabun Mandi', 'Alat Mandi', 'Shampo', 'Mie Instan', 'nan', 'nan' ]
[ 'Makanan Ringan', 'Minuman Karbonasi', 'Sabun Cuci', 'Roko', 'nan' ]
[ 'Susu Sachet', 'Gula', 'Mie Cup', 'nan', 'nan', 'nan' ]
[ 'Minuman Gelas', 'Makanan Ringan', 'Rempah', 'nan', 'nan', 'nan' ]
[ 'Gas LPG', 'Mie Cup', 'Roko', 'Alat Mandi', 'nan', 'nan' ]
[ 'Beras', 'Minuman Karbonasi', 'Gas LPG', 'nan', 'nan', 'nan' ]
[ 'Roko', 'Mie Cup', 'Mie Instan', 'nan', 'nan', 'nan' ]
[ 'Mie Instan', 'Telur', 'Beras', 'Sabun Cuci', 'nan', 'nan' ]
[ 'Makanan Ringan', 'Shampo', 'Minuman Gelas', 'Sabun Cuci', 'nan', 'nan' ]
[ 'Minyak', 'Telur', 'Sayuran', 'Minuman Karbonasi', 'nan', 'nan' ]
[ 'Minuman Karbonasi', 'Beras', 'Kopi Sachet', 'Shampo', 'nan', 'nan' ]
[ 'Mie Instan', 'Sabun Cuci', 'Shampo', 'Roko', 'nan', 'nan' ]
[ 'Gula', 'Bumbu', 'nan', 'nan', 'nan', 'nan' ]
[ 'Telur', 'Kopi Sachet', 'Makanan Ringan', 'Shampo', 'Sabun Cuci', 'nan' ]
[ 'Air Mineral', 'Bumbu', 'Minyak', 'nan', 'nan', 'nan' ]
[ 'Sayuran', 'Gas LPG', 'Roko', 'nan', 'nan', 'nan' ]
[ 'Shampo', 'Gula', 'Makanan Ringan', 'nan', 'nan', 'nan' ]
[ 'Sayuran', 'Rempah', 'Minyak', 'Roko', 'Kopi Sachet', 'nan' ]
[ 'roko', 'kopi sachet', 'Shampo', 'Sayuran', 'Gas LPG', 'Roko' ]
```

Gambar 5. Dataset transaksi

Dari Gambar 5 terlihat bahwa ada beberapa item yang tidak valid yaitu terbukti dengan adanya item "nan" atau "Not a Number". Hal ini tidak merubah dataset, namun ditakawatirkan akan mengganggu proses data mining, oleh karena itu di tahap selanjutnya dilakukan filtering.

```
# Menghilangkan nilai NaN dari list records
cleaned = [list(filter(lambda x: x != 'nan', row)) for row in records]

# Hasil data tanpa nilai NaN
for row in cleaned:
    print(row)
```

Gambar 6. Filtering nan dari dataset

```
[ 'beras', 'minyak', 'telur', 'sayur', 'bumbu', 'Air Mineral' ]
[ 'telor', 'tepung', 'Kopi Sachet', 'Roko', 'Minyak' ]
[ 'roko', 'kopi sachet', 'Shampo' ]
[ 'beras', 'gas', 'roko', 'minuman karbonasi', 'Gula' ]
[ 'rempah', 'susu sachet', 'mie instan', 'Kopi Sachet' ]
[ 'sayuran', 'rempah', 'bumbu', 'gula', 'Roko', 'Beras' ]
[ 'beras', 'telur', 'roko', 'Bumbu', 'Sabun Cuci' ]
[ 'roko', 'kopi sachet', 'shampo', 'sabun mandi' ]
[ 'sabun mandi', 'sabun cuci', 'alat mandi', 'minuman karbonasi', 'Air Mineral', 'Bumbu' ]
[ 'roko', 'kopi', 'sabun mandi', 'alat mandi', 'Sabun Cuci' ]
[ 'air mineral', 'beras', 'telur', 'sayuran', 'Gula' ]
[ 'Mie Instan', 'Kopi Sachet', 'Roko', 'Makanan Ringan', 'Minuman Karbonasi' ]
[ 'Tepung', 'Telur', 'Gula', 'Shampo', 'Sabun Cuci' ]
[ 'Makanan Ringan', 'Minuman Karbonasi', 'Air Mineral', 'Kopi Sachet' ]
[ 'Mie Instan', 'Kopi Sachet', 'Gula', 'Roko' ]
[ 'Beras', 'Minyak', 'Telur', 'Bumbu', 'Sayuran' ]
[ 'Sayuran', 'Rempah', 'Minyak', 'Roko', 'Kopi Sachet' ]
[ 'Beras', 'Gas LPG', 'Mie Instan', 'Tepung', 'Telur', 'Gula' ]
[ 'Sabun Mandi', 'Alat Mandi', 'Shampo', 'Mie Instan' ]
[ 'Makanan Ringan', 'Minuman Karbonasi', 'Sabun Cuci', 'Roko' ]
[ 'Susu Sachet', 'Gula', 'Mie Cup' ]
[ 'Minuman Gelas', 'Makanan Ringan', 'Rempah' ]
[ 'Gas LPG', 'Mie Cup', 'Roko', 'Alat Mandi' ]
[ 'Beras', 'Minuman Karbonasi', 'Gas LPG' ]
[ 'Roko', 'Mie Cup', 'Mie Instan' ]
[ 'Mie Instan', 'Telur', 'Beras', 'Sabun Cuci' ]
[ 'Makanan Ringan', 'Shampo', 'Minuman Gelas', 'Sabun Cuci' ]
[ 'Minyak', 'Telur', 'Sayuran', 'Minuman Karbonasi' ]
[ 'Minuman Karbonasi', 'Beras', 'Kopi Sachet', 'Shampo' ]
[ 'Mie Instan', 'Sabun Cuci', 'Shampo', 'Roko' ]
[ 'Gula', 'Bumbu' ]
[ 'Telur', 'Kopi Sachet', 'Makanan Ringan', 'Shampo', 'Sabun Cuci' ]
[ 'Air Mineral', 'Bumbu', 'Minyak' ]
[ 'Sayuran', 'Gas LPG', 'Roko' ]
[ 'Shampo', 'Gula', 'Makanan Ringan' ]
[ 'Sayuran', 'Rempah', 'Minyak', 'Roko', 'Kopi Sachet' ]
[ 'roko', 'kopi sachet', 'Shampo', 'Sayuran', 'Gas LPG', 'Roko' ]
```

Gambar 7. Dataset tanpa nan

Dari Gambar 7, terlihat hasil dari filtering yang dijalankan pada Gambar 6. Terlihat bahwa nan telah terfilter.

```
#mengubah data menjadi bentuk biner
te = TransactionEncoder()
te_ary = te.fit(cleaned).transform(cleaned)
warung = pd.DataFrame(te_ary, columns=te.columns_)
warung
```

Gambar 8. Mengubah dataset menjadi bentuk biner

Proses ini dapat mempermudah data mining, dengan perintah transaction encoder maka data yang dihasilkan akan seperti vektorisasi matrix 38 x 22.

	Minuman Karbonasi	Beras	Kopi	Sabun Mandi	Susu Sachet	Telur	Air Mineral	Alat Mandi	Beras	Bumbu ...	rempah	roko	Sabun Cuci	Sabun Mandi
0	False	False	False	False	False	False	True	False	False	False	False	False	False	False
1	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False
2	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	True	False	False
3	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	True	False	False
4	False	False	False	False	True	False	False	False	False	False	False	True	False	False
5	False	False	False	False	False	False	False	False	True	False	False	True	False	False
6	False	False	False	False	False	False	False	False	False	True	False	True	False	False
7	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	True	False	True	True
8	False	False	False	False	False	False	True	False	False	True	False	False	True	True
9	False	False	True	True	False	False	False	False	False	False	False	True	False	False
10	False	True	False	False	False	True	False	False	False	False	False	False	False	False
11	True	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False
12	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False
13	False	False	False	False	False	False	True	False	False	False	False	False	False	False
14	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False

Gambar 9. Dataset transaksi dalam bentuk biner

Parameter yang digunakan adalah true and false dimana true bernilai 1 dan false bernilai 0. Hal inilah kenapa bentuknya disebut bentuk biner. Pada gambar 9 diperlihatkan penggalan dataset yang sudah dalam bentuk biner.

```
frq_itemsets[ (frq_itemsets['length'] == 1)&
               (frq_itemsets['support'] >= 0.1) ]
```

Gambar 10. Perhitungan nilai support untuk satu item

Gambar 10 menampilkan code dalam penentuan nilai support. bila kita amati, maka kita akan mengetahui bahwa nilai support minimum yang ditetapkan adalah sebesar 0,1 atau 10%. Untuk proses penghitungannya mengacu pada persamaan (1).

	support	itemsets	length
0	0.108108	(Air Mineral)	1
1	0.162162	(Beras)	1
2	0.135135	(Bumbu)	1
3	0.135135	(Gas LPG)	1
4	0.216216	(Gula)	1
5	0.270270	(Kopi Sachet)	1
6	0.189189	(Makanan Ringan)	1
7	0.189189	(Mie Instan)	1
8	0.108108	(Minuman Karbonasi)	1
9	0.162162	(Minyak)	1
10	0.324324	(Roko)	1
11	0.216216	(Sabun Cuci)	1
12	0.162162	(Sayuran)	1
13	0.243243	(Shampo)	1
14	0.162162	(Telur)	1
15	0.162162	(roko)	1

Gambar 11. Nilai support persatuan item

Dengan batasan minimum support sebesar 10%, didapat 15 item dengan nilai support yang memenuhi kriteria. Pada Gambar 11 terlihat bahwa nilai support dari kopi sachet dan roko adalah 2 support paling tinggi, yaitu 27% dan 32,4% secara berurutan. Hal ini menunjukkan bahwa dari 38 transaksi yang terjadi di toko kelontong, roko dan kopi sachet adalah item yang paling sering dibeli pelanggan.

```
frq_itemsets[ (frq_itemsets['length'] == 2)&
               (frq_itemsets['support'] >= 0.1) ]
```

Gambar 12. Perhitungan nilai support untuk dua item

Sama halnya dengan kasus satu item, hanya berbeda pada bagian kombinasinya. Cara menghitung perhitungan nilai support untuk dua item dapat dilihat pada persamaan (2)

	support	itemsets	length
16	0.108108	(Kopi Sachet, Makanan Ringan)	2
17	0.162162	(Kopi Sachet, Roko)	2
18	0.108108	(Mie Instan, Roko)	2
19	0.108108	(Minyak, Sayuran)	2
20	0.108108	(Sayuran, Roko)	2
21	0.108108	(Shampo, Sabun Cuci)	2

Gambar 13. Nilai support dari kombinasi dua item

Dilihat dari hasilnya kombinasi dari roko dan kopi sachet adalah kombinasi dengan nilai support paling kuat. Dapat diinterpretasikan bahwa sebesar 16,2% pelanggan membeli roko dan kopi sachet secara bersamaan pertransaksi.

Untuk penghitungan dan hasil penghitungan dari support tiga kombinasi item dengan minimum support 10% tidak ditampilkan, karena tidak ada informasi yang memenuhi ambang minimum support.

Pada penelitian kali ini hasil dari confidence dan lift ratio akan ditampilkan bersamaan dengan data yang lain menjadi model associate rule yang komplete, yaitu sebagai berikut :

```
# Building the model
frq_items = apriori(warung, min_support=0.1, use_colnames=True)

# Collecting the inferred rules in a dataframe
rules = association_rules(frq_items, metric="lift", min_threshold=1)
rules = rules.sort_values(['confidence', 'lift'], ascending=[False, False])
rules.head(20)
```

Gambar 14. building model dan collecting the information

Rumus yang digunakan dalam menentukan confidence dan lift ratio dapat dilihat pada persamaan (3), (4), (5), dan (6). Dengan nilai minimum confidence yang ditentukan sebesar 10%.

	antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support confidence	lift	leverage	conviction	chngs_lift
6	(Minyak)	(Sayuran)	0.162162	0.162162	0.108108	0.666667	4.111111	0.081812	2.513514
7	(Sayuran)	(Minyak)	0.162162	0.162162	0.108108	0.666667	4.111111	0.081812	2.513514
8	(Sayuran)	(Rokok)	0.162162	0.324324	0.108108	0.666667	2.055556	0.055515	2.027027
2	(Kopi Sachet)	(Rokok)	0.270270	0.324324	0.162162	0.600000	1.500000	0.074507	1.689189
1	(Makanan Ringan)	(Kopi Sachet)	0.189189	0.270270	0.108108	0.571429	2.114286	0.066976	1.702703
4	(Mie Instan)	(Rokok)	0.189189	0.324324	0.108108	0.571429	1.761905	0.046749	1.576577
11	(Sabun Cuci)	(Shampo)	0.216216	0.243243	0.108108	0.300000	2.055556	0.055515	1.513514
3	(Rokok)	(Kopi Sachet)	0.324324	0.270270	0.162162	0.500000	1.500000	0.074507	1.439439
10	(Shampo)	(Sabun Cuci)	0.243243	0.216216	0.108108	0.444444	2.055556	0.055515	1.410811
0	(Kopi Sachet)	(Makanan Ringan)	0.270270	0.189189	0.108108	0.400000	2.114286	0.066976	1.351351
9	(Rokok)	(Sayuran)	0.324324	0.162162	0.108108	0.333333	2.055556	0.055515	1.256757
5	(Rokok)	(Mie Instan)	0.324324	0.189189	0.108108	0.333333	1.761905	0.046749	1.216216

Gambar 15. Hasil associate rules

Dari Gambar 15 dapat kita amati bahwa terdapat pola yang menarik yaitu mengenai nilai confidence dari associate rules yang pertama dan yang kedua serta ke tiga dan ke empat dimana nilai confidanceny mencapai 66%. Yang sebesar 66% aturan asosiasi untuk keempatnya terbukti benar berdasarkan data transaksi yang ada. Contohnya apabila pelanggan membeli minyak, 66% kemungkinan pelanggan juga akan membeli sayuran dan sebaliknya. Hal ini juga divalidasi oleh nilai lift rasionya terutama pada aturan yang pertama dan kedua, dimana nilai lift rasionya sebesar 4,1. Hal ini bisa kita jabarkan bahwa kemunculan atau pembelian minyak akan meningkatkan kemungkinan terjadinya pembelian sayur dan sebaliknya. Dari nilai 4,1 tersebut bisa kita tafsirkan bahwa kemungkinan pembelian minyak dan sayuran secara bersamaan adalah 4,1 kali lebih besar bila dibandingkan dengan pembelian keduanya secara acak.

Aturan – aturan diatas dapat menjadi sebuah acuan baik dalam memberikan rekomendasi maupun dalam menata layout item. Data dari support dapat menjadi acuan dalam mempertahankan pasokan untuk item – item yang banyak diminati pelanggan. Support dari sebuah accociate rules juga bisa menjadi acuan supply dengan memperhatikan kelayakan aturan.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan dari penelitian ini menunjukkan bahwa peningkatan penjualan toko kelontong dapat dicapai dengan memperhatikan persediaan rokok dan kopi sachet. Penting bagi penjual untuk selalu menjaga ketersediaan stok agar pembeli tidak kecewa akibat barang yang diinginkan tidak tersedia. Selain itu, rekomendasi produk kepada pelanggan dapat diberikan berdasarkan analisis data support kombinasi dua item atau aturan asosiasi pada hasil akhir. Penerapan layout item yang strategis juga menjadi faktor penting dalam menarik perhatian pelanggan. Item yang nilai *confidence* yang tinggi dan *lift ratio* diatas satu, dapat ditempatkan di tempasat yang strategis. Item-item yang memiliki keterkaitan erat dalam pembelian, seperti sayur dan minyak, disarankan ditempatkan berdekatan untuk mempengaruhi keputusan pembelian pelanggan.

Dengan memanfaatkan metode Apriori dalam data mining untuk analisis data transaksi, penjual dapat mengidentifikasi pola pembelian pelanggan dan memahami hubungan antara item-item yang dibeli

bersamaan. Dari hasil analisis ini, penjual dapat mengambil keputusan yang tepat dalam manajemen stok dan tata letak produk di toko. Kesimpulan ini memberikan panduan praktis bagi penjual toko kelontong untuk meningkatkan efisiensi penjualan, mempertahankan pelanggan, dan bersaing secara efektif dengan pesaing sekitar.

Dengan mengoptimalkan persediaan dan menawarkan produk yang relevan, toko kelontong dapat mencapai pertumbuhan bisnis yang berkelanjutan. Selain itu, penempatan produk yang strategis juga dapat mempengaruhi perilaku belanja pelanggan, membantu meningkatkan penjualan, dan menciptakan pengalaman berbelanja yang menyenangkan bagi pelanggan.

Saran untuk penelitian selanjutnya agar memperpanjang waktu pengumpulan data, agar data yang didapatkan lebih banyak. Semakin banyak data semakin akurat bagi toko kelontong dalam pengambilan keputusan yang optimal. Usahakan nilai dari minimum support dan minimum confidence penelitian selanjutnya lebih besar lagi. Agar data semakin ketat dan akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. R. Delima Sikumbang Komputerisasi Akuntansi AMIK BSI Jakarta Jl Fatmawati No dan P. Labu Jakarta Selatan, “Penerapan Data Mining Penjualan Sepatu Menggunakan Metode Algoritma Apriori,” *Jurnal Teknik Komputer AMIK BSI*, vol. 4, no. 1, hlm. 156–161, Jan 2018, doi: 10.31294/JTK.V4I1.2560.
- [2] J. Dongga, A. Sarungallo, N. Koru, G. Lante, dan R. Artikel, “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.
- [3] F. S. Amalia, S. Setiawansyah, dan D. Darwis, “ANALISIS DATA PENJUALAN HANDPHONE DAN ELEKTRONIK MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI (STUDI KASUS: CV REY GASENDRA),” *TELEFORTECH: Journal of Telematics and Information Technology*, vol. 2, no. 1, hlm. 1–6, Jul 2021, doi: 10.33365/TFT.V2I1.1810.
- [4] R. Saputra dan A. J. P. Sibarani, “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat,” *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 7, no. 2, hlm. 262–276, Agu 2020, doi: 10.35957/JATISI.V7I2.195.
- [5] E. Alma’arif, E. Utami, dan F. Wahyu Wibowo, “Implementasi Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk pada Toko Online Implementation of Apriori Algorithms for Product Recommendations at Online Stores,” *Citec Journal*, vol. 7, no. 1, 2020.

-
- [6] Z. Abidin, A. K. Amartya, dan A. Nurdin, "PENERAPAN ALGORITMA APRIORI PADA PENJUALAN SUKU CADANG KENDARAAN RODA DUA (Studi Kasus: Toko Prima Motor Sidomulyo)," *Jurnal Teknoinfo*, vol. 16, no. 2, hlm. 225–232, Jul 2022, doi: 10.33365/JTI.V16I2.1459.
- [7] R. Sena Yudha, K. Auliasari, dan R. Primaswara Prasetya, "PENERAPAN ALGORITMA APRIORI UNTUK MENGHASILKAN POLA PENJUALAN PRODUK BANGUNAN," 2020.
- [8] M. Saefudin, Kom, dan S. Dn, "PENERAPAN DATA MINING DENGAN METODE ALGORITMA APRIORI UNTUK MENENTUKAN POLA PEMBELIAN IKAN," *Sistem Informasi* |, vol. 6, no. 2, hlm. 110–114, 2019.
- [9] M. Badrul, "ALGORITMA ASOSIASI DENGAN ALGORITMA APRIORI UNTUK ANALISA DATA PENJUALAN," *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, vol. 12, no. 2, hlm. 121–129, Sep 2016, Diakses: 23 Juli 2023. [Daring]. Tersedia pada: <https://ejournal.nusamandiri.ac.id/index.php/pilar/article/view/266>
- [10] A. Ria Riszky dkk., "Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 7, no. 3, hlm. 103–108, Jul 2019, doi: 10.14710/JTSISKOM.7.3.2019.103-108