

MARKET BASKET ANALYSIS UNTUK OPTIMALISASI LAYOUT MINI MARKET HUGO MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI

Adrian Aufarrizqi, Ultach Enri, Yuyun Umaidah

Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang

Jl. HS. Ronggowaluyo, Telukjambe Timur, Karawang, Indonesia

adrianaufarrizqi01@gmail.com

ABSTRAK

UMKM (Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah) sektor pangan pokok adalah jenis usaha kecil yang bergerak di bidang perdagangan bahan pokok. UMKM sektor pangan pokok dapat menjadi sumber pendapatan masyarakat lokal dan berkontribusi terhadap perekonomian nasional. Mini Market Hugo adalah mini market yang menyediakan sebuah tempat dimana konsumen dapat membeli barang sehari-hari tanpa harus pergi ke pasar tradisional atau *hypermarket*. Namun, terdapat permasalahan muncul pada Mini Market Hugo ini yaitu permasalahan tata letak pada sektor bahan pangan. Tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan Algoritma Apriori pada pengoptimalisasi *layout* produk agar penempatan barang yang strategis, tampilan yang menarik, dan kemudahan akses jangkauan produk untuk meningkatkan daya tarik minat beli para konsumen. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah dengan menggunakan metode *Cross Industry Standard for Data Mining (CRISP-DM)*. Hasil dari penelitian ini mendapat 8 aturan yang baru pada teknik asosiasi menggunakan Algoritma Apriori. Dengan hasil tersebut hasil semua aturan memiliki nilai lift ratio yang lebih dari sama dengan satu. Jenis produk “MAKANAN” akan menjadi sebuah pusat utama untuk melakukan strategi penataan tata letak pada jenis produk yang ada di Minimarket Hugo dengan dikuatkan dari hasil transaksi dari jenis produk “MAKANAN” ini, dimana terdapat 42.2261% produk yang terjual.

Kata kunci : Market Basket Analisis, Algoritma Apriori, Minimarket, CRISP-DM

1. PENDAHULUAN

UMKM (usaha mikro, kecil, dan menengah) sektor pangan pokok adalah jenis usaha kecil yang bergerak di bidang perdagangan bahan pokok seperti beras, minyak goreng, gula pasir, dan tepung terigu. UMKM sektor pangan pokok dapat menjadi sumber pendapatan masyarakat lokal dan berkontribusi terhadap perekonomian nasional. Dalam menjalankan usaha pangan pokok, UMKM harus memperhatikan pengelolaan keuangan, pengadaan bahan baku, dan distribusi produk. dua mini market populer di Indonesia. Akan tetapi mereka merupakan perusahaan ritel modern yang beroperasi dalam skala besar sehingga tidak termasuk dalam kategori UMKM (usaha mikro, kecil, dan menengah). Saat ini, banyaknya jaringan mini market besar yang cukup terkenal yang tersebar luas dan menghasilkan penjualan yang signifikan di Indonesia. Sebaliknya, UMKM pada umumnya mengacu pada usaha mikro, kecil, atau menengah yang berukuran lebih kecil dan memiliki cakupan operasi yang lebih terbatas.

Maka dari itu diciptakannya Mini Market Hugo yang merupakan sebuah toko kecil yang menjual berbagai produk dan kebutuhan sehari-hari, dengan mengalami perkembangan yang menyerupai seperti mini market berskala besar. Namun dalam Mini Market ini diciptakan dengan skala yang lebih kecil karena ditujukan untuk kompleks perumahan disekitar Mini Market Hugo tersebut. Mini Market Hugo adalah mini market yang menyediakan sebuah tempat dimana konsumen dapat membeli barang sehari-hari tanpa harus pergi ke pasar tradisional atau *hypermarket*.

Sebuah permasalahan muncul pada Mini Market Hugo ini yaitu beberapa faktor yang muncul adalah permasalahan tata letak pada sektor bahan pangan seperti penataan letak minyak goreng, shampoo, sabun mandi, sikat gigi, odol, makanan ringan, minuman, rokok, dan bahan sembako lainnya. Saat menghadapi permasalahan tersebut dapat menggunakan berbagai metode untuk menganalisis tata letak produk, salah satunya yaitu *Market Basket Analysis*. Penelitian ini menggunakan teknik *Association Rules* dengan Algoritma Apriori dan *Market Basket Analysis*.

Market Basket Analysis adalah metode menganalisis konsumen dengan mencari hubungan antara beberapa jenis produk berbeda yang mereka masukkan ke dalam keranjang belanja yang mereka beli dalam suatu transaksi [1]. Aturan asosiasi merupakan cara untuk mencari pola yang umum terjadi pada banyak transaksi pembelian, sehingga memungkinkan penulis menganalisis produk yang sering dibeli konsumen dengan mencari pola antar item atau produk. Algoritma Apriori adalah model pengambilan data yang menggunakan kaidah asosiasi yang didasarkan pada batas *Confidence* dan nilai *Support*, dan berfungsi untuk menemukan kombinasi itemset dengan nilai keseringan tertentu [2].

Dengan cara ini, dapat mengoptimalkan penyusunan tata letak produk untuk mempermudah serta membantu meningkatkan daya tarik pada penjualan Mini Market Hugo, dan pola perilaku pembeli ini digunakan untuk mengetahui tata letak produk dari Mini Market Hugo berdasarkan produk yang sering dibeli dan mendekatkan produk atau

barang yang dibeli sehingga memudahkan pembeli dalam mencari produk

2. TINJAUAN PUSTAKA

Setelah mengkaji beberapa penelitian, ditemukan bahwa beberapa di antaranya berkaitan dengan penelitian yang sedang penulis jalani.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh [3] yang berjudul Analisis Tata Letak Pasar Tradisional Berdasarkan Pola Perilaku Pembelian Dengan Metode *Association Rules – Market Basket Analysis* (AR-MBA) dengan tujuan mengidentifikasi tata letak Pasar Redojani berdasarkan pola perilaku pembelian konsumen. Hasil penelitian ini terdapat aturan asosiasi dengan nilai minimum *Support* sebesar 0,4 dan nilai minimum *Confidence* sebesar 0,7 yang memiliki hasil asosiasi total sebanyak 68 rules, dengan total rules valid sebanyak 17 rules.

Penelitian lainnya yang dilakukan oleh [4] yang berjudul Algoritma Apriori Dalam Menentukan Pola Konsumen Terhadap Tata Letak Barang dengan tujuan untuk merekomendasikan para pelaku usaha dalam penyusunan tata letak barang untuk meningkatkan strategi penjualan. Hasil penelitian ini digunakan untuk menemukan aturan asosiasi yang akurat menggunakan perangkat lunak *RapidMiner*. Penelitian ini mengungkapkan empat aturan korelasi dengan nilai *Support* 5% dan tingkat kepercayaan 50%.

Penelitian dengan menggunakan algoritma yang sama juga dilakukan oleh [5] yang berjudul Redesign Tata Letak Produk Berdasarkan Perilaku Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Algoritma Apriori dengan tujuan menata produk dagangan supaya mudah terlihat dan menarik perhatian konsumen. Hasil penelitian ini menunjukkan adanya sembilan kombinasi produk yang biasa dibeli konsumen.

2.1. Produk

Produk adalah pemahaman sebuah subjektif pembuatan suatu barang terhadap barang yang diproduksi dan ditawarkannya dalam upaya mencapai tujuan organisasi dengan memuaskan kebutuhan dan aktivitas para konsumen. Dalam arti lain produk adalah kumpulan karakteristik benda yang berwujud ataupun tidak berwujud seperti pengemasan barang, warna barang, harga barang, kualitas produk, merek produk, layanan instansi, dan reputasi penjualan produk. Produk sebagai hasil akhir yang mengandung elemen-elemen fisik, jasa dan hal-hal yang simbolis yang dibuat dan dijual oleh perusahaan untuk memberikan kepuasan dan keuntungan bagi pembelinya [6].

2.2. Data dan Informasi

Data dapat diartikan sebagai kumpulan informasi yang diperoleh melalui observasi berupa simbol, angka, fakta mentah, pengamatan atau peristiwa yang berupa angka atau simbol khusus. Informasi adalah hasil pengolahan data yang diproses menjadi lebih berguna dan lebih berarti bagi yang menerimanya.

Sumber dari informasi adalah data. Suatu informasi dapat dikatakan bernilai bila manfaatnya lebih efektif dibandingkan dengan biaya mendapatkannya [7].

2.3. Transaksi

Transaksi merupakan pertemuan antara pihak - pihak yang saling menguntungkan, baik dalam bentuk pertukaran barang dan jasa maupun aktivitas bisnis, yang didukung oleh data atau bukti dengan tujuan saling menguntungkan, serta melibatkan perubahan terhadap posisi keuangan Perusahaan ataupun kerjasama lainnya. Transaksi adalah jaringan terdesentralisasi yang transparan bagi semua pihak yang terlibat [8].

2.4. Tata Letak/Layout

Tata Letak yaitu merancang penempatan dan penempatan mesin dan produk di sepanjang aliran produksi. Tata letak produk biasanya digunakan di pabrik yang memproduksi jenis atau kelompok produk tertentu. Penataan produk juga harus mempermudah konsumen dalam bergerak dan berkeliling, sehingga mereka dapat dengan mudah dan cepat menemukan serta mendapatkan barang yang mereka butuhkan [9].

2.5. CRISP-DM

CRISP-DM ini adalah rangkaian kegiatan yang digunakan dalam penelitian yang banyak digunakan oleh para peneliti profesional *Data Mining* untuk memproses sebuah pemodelan data. Tujuan dari metode CRISP-DM ini yaitu untuk menemukan pola yang menarik dan memiliki makna pada data yang digunakan. CRISP-DM memiliki tahapan dan kerangka kerja yang terstruktur sehingga pengguna metode ini akan lebih terarah dan mengetahui langkah yang harus dikerjakan dalam penelitian [10].

2.6. Association Rule

Association Rule adalah sebuah teknik yang objektif untuk mendapatkan pola, memperlihatkan pola, dan memperbaharui pola yang sering terjadi pada bukti transaksi jual beli, dimana pada produk yang dibeli oleh konsumen didapati pembelian beberapa produk. Association rule merupakan salah satu bentuk pola yang dihasilkan oleh *Data Mining*. Association rule dapat digunakan untuk menemukan hubungan atau sebab akibat [11]. *Association Rules* digunakan untuk menunjukkan keterkaitan tersebut. Rumus untuk memperoleh sebuah nilai *Support* dan nilai *Confidence* pada sebuah *item* adalah:

a. Menentukan frekuensi tinggi itemset. Nilai *Support* suatu *Itemset* dapat ditentukan dengan menggunakan rumus berikut:

$$\text{Support (A)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \quad (1)$$

Sebagaimana untuk mencari nilai dari dua *itemset* dapat digunakan rumus:

$$\text{Support}(A, B) = \frac{(A \cap B) = \text{Jumlah transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \quad (2)$$

b. Pembentukan aturan asosiasi

Langkah selanjutnya mencari aturan relevansi sebagai kondisi yang memenuhi nilai *min_Confident* yang diperoleh dengan menghitung hubungan asosiasi yang berbunyi “Jika A, maka B” maka menggunakan rumus:

$$\text{Confidence} = P(B|A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Jumlah transaksi mengandung } A} \quad (3)$$

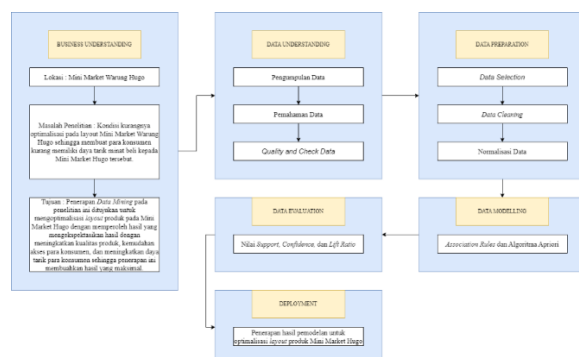
2.7. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah algoritma dasar yang diperkenalkan oleh Agrawal dan Srikant pada tahun 1994 untuk mengidentifikasi frequent itemset dalam aturan asosiasi boolean. Algoritma Apriori ini termasuk dalam kategori aturan asosiasi yang digunakan dalam data mining [12]. Algoritma Apriori digunakan dalam teknik *Data Mining* dan analisis asosiasi untuk menemukan pola asosiasi (aturan asosiasi) dalam suatu kumpulan data, dengan tujuan untuk menciptakan seperangkat aturan asosiasi yang menggambarkan hubungan antar item dalam kumpulan data. Aturan asosiasi ini ditentukan dengan menghitung nilai *Support* dan *Confident* untuk setiap *Item*.

2.8. Python

Python adalah bahasa pemrograman interpretatif tujuan umum yang memiliki filosofi desain yang menekankan keterbacaan kode. *Python* dirancang untuk menjadi bahasa dengan pustaka standar yang luas dan komprehensif, yang menggabungkan kemampuan dan fungsionalitas dengan sintaks kode yang sangat jelas [13]. Bahasa ini digunakan untuk berbagai tujuan, termasuk pengembangan perangkat lunak, analisis data, kecerdasan buatan, dan pengembangan situs web.

3. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Alur Penelitian

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Cross Industry Standard for Data Mining (CRISP-DM)*. Dalam penelitian ini pun penulis membuat sebuah rancangan penelitian yang berisi

serangkaian kegiatan yang akan dilakukan untuk menyelesaikan penelitian. Proses yang dilakukan yaitu melalui tahapan sebagai berikut:

1. Business Understanding

Tahapan ini berfokus pada penelitian mendalam suatu objek tentang bisnis apa yang dibutuhkan atau masalah apa yang terkait pada suatu objek tersebut yang ingin dipecahkan melalui analisis asosiasi. Dengan hal tersebut, objek penelitian ini adalah Mini Market Hugo dengan tujuan untuk optimalisasi *layout* produk pada toko tersebut guna meningkatkan daya tarik minat beli bagi para konsumen.

2. Data Understanding

Pada pemahaman data penelitian ini dilakukan data agregat historis transaksi penjualan produk Mini Market Hugo. Tahap ini juga mengeksplorasi data sebagai acuan pemahaman data dari segi bentuk data dengan karakteristik yang umum, dan struktur datanya.

3. Data Preparation

Pada tahap persiapan data ini merupakan langkah untuk menetapkan dan mengecek nilai data tersebut bahwa nilai *Dataset* yang telah sesuai dan siap digunakan untuk melakukan proses identifikasi *Association Rules*.

4. Modelling

Tahapan ini menerapkan metode Asosiasi atau *Association Rules* menggunakan Algoritma Apriori guna sebagai mewakili pola hubungan atau asosiasi antar elemen atau variabel dalam kumpulan data transaksional. Maka pada tahap ini setelah dilakukannya metode asosiasi maka selanjutnya penggunaan Algoritma Apriori pada *Dataset*.

5. Evaluation

Pada tahap ini melakukan *cross - check* nilai dari hasil pemodelan sebelumnya dengan memperhatikan aspek-aspek nilai dari nilai *Support*, *Confidence*, dan *Lift Ratio* dengan tujuan hasil tersebut merupakan hasil pemodelan yang akurat dan bermakna untuk dijadikan sebuah informasi yang baru.

6. Deployment

Pada tahap implementasi data ini membuktikan apakah hasil dari pemodelan tersebut berfungsi sebagai pengambilan keputusan dan optimalisasi tata letak produk. Hasil akhir dari penelitian ini ditujukan sebagai bahan pertimbangan pengelola Mini Market Hugo untuk meningkatkan kualitas tata letak produk dengan mengoptimalkan tata letak produk

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari penelitian ini digunakan untuk menentukan optimalisasi pada *layout* dari Minimarket Hugo dengan tujuan memecahkan sebuah permasalahan pada Minimarket Hugo dengan menentukan hasil dari *data mining* pada Algoritma Apriori. Maka dari itu hasil dari *data mining* ini

menjadikan sebuah bahan pertimbangan oleh sang pemilik toko untuk merelokasikan sebuah tata letak pada produk Minimarket Hugo.

4.1. Business Understanding

Tahapan ini merupakan awal dari penggunaan metode CRISP-DM. Hasil dari tahapan pemahaman bisnis ini meliputi identifikasi tujuan bisnis dan penggunaan data mining seperti sub bab 4.1.1. dan 4.1.2. yang merupakan pembahasan mengenai penentuan tujuan bisnis serta penentuan penggunaan data mining.

4.1.1. Identifikasi Tujuan Bisnis

Identifikasi tujuan bisnis pada penelitian yang sedang dilakukan adalah menyediakan sebuah tata letak atau *layout* yang baru guna untuk mengoptimalkan produk yang ada pada Minimarket Hugo

4.1.2. Penggunaan Data Mining

Penggunaan data mining pada penelitian ini menggunakan metode CRISP-DM (*Cross Industry Standard for Data Mining*) dan dengan proses aturan asosiasi menggunakan Algoritma Apriori.

4.2. Data Understanding

Tahap ini meliputi bagian – bagian seperti pengumpulan data, pemahaman data, dan *quality and check data*.

4.2.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data yang akan digunakan untuk data mining adalah data historikal penjualan produk Minimarket Hugo. Data tersebut digunakan pada bulan Oktober 2023 – Desember 2023 sebanyak 566 data berdasarkan data transaksinya. Dataset awal yang telah dikumpulkan terdapat pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset Awal Daftar Penjualan

No. Transaksi	Nama Produk	Jenis Produk	Jumlah Satuan (PCS)	Total Harga
1	INDOMIE GORENG SPECIAL	MKN	1	IDR 3.000,00
2	INDOMIE SOTO MIE	MKN	1	IDR 3.000,00
3	INDOMIE KARI AYAM	MKN	2	IDR 6.000,00
4	INDOMIE MI GORENG JUMBO	MKN	1	IDR 3.800,00
5	JAVANA TEH GULA BATU 350ML	MNM	2	IDR 6.000,00
6	INDOMIE AYAM BAWANG	MKN	1	IDR 3.000,00
7	TELOR AYAM	MKN	1	IDR 15.000,00
8	BENGBENG REGULAR, AQUA PRIMA 1500ML	MKN,MNM	2	IDR 7.000,00
9	ISOPLUS COCO 350 ML	MNM	1	IDR 3.000,00
10	PERMEN CHUPA CHUPS	MKN	1	IDR 1.000,00
11	ULTRA TEH KTK 200 EX	MNM	1	IDR 3.700,00
12	SUPERSTAR 28 GR	MKN	1	IDR 2.000,00
13	NESTLE PURE LIFE 1500	MNM	1	IDR 3.000,00
14	ROMA SLAI OLAI 40 STRAW	MKN	1	IDR 2.000,00
15	SWEETY BRONZE PANTS L 1S	PRT	1	IDR 30.000,00

4.2.2. Pemahaman Data

Data historikal penjualan Minimarket Hugo sudah didapatkan dan kemudian akan dilakukan tahap indentifikasi data. Data tersebut merupakan data historikal penjualan produk oleh para konsumen dari bulan Oktober 2023 – Desember 2023.

Tabel 2. Pemahaman Data

Nama Atribut	Penjelasan	Tipe Data
No Transaksi	Merupakan nomor transaksi pembelian produk	Integer
Nama Produk	Merupakan nama produk yang dibeli pada sebuah transaksi	String
Jenis Produk	Merupakan kategori dari suatu produk	String
Jumlah Satuan	Merupakan jumlah produk yang dibeli pada saat transaksi	Integer
Total Harga	Merupakan harga satu produk	Integer

4.2.3. Quality and Check Data

Pada tahap ini akan dilakukan proses data apa saja yang akan digunakan dalam proses data mining. Hasil tahapan ini dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Proses Quality and Check Data

No Transaksi	Jenis Produk
1	MAKANAN
2	MAKANAN
3	MAKANAN
4	MAKANAN
5	MINUMAN
6	MAKANAN
7	MAKANAN
8	MAKANAN,MINUMAN
9	MINUMAN
10	MAKANAN
11	MINUMAN
12	MAKANAN
13	MINUMAN
14	MAKANAN
15	PERALATANRUMAHTANGGA

4.3. Data Preparation

Tahap persiapan data merupakan tahap awal untuk memulai proses *data mining*. Maka pada tahap ini akan dipersiapkan dan akan dibersihkan serta di cek kembali apakah data tersebut memiliki nilai *missing values*.

4.3.1. Data Selection

Pada proses ini data yang digunakan hanyalah data historikal transaksi penjualan Minimarket pada bagian jenis produk. Maka dari itu data tersebut sebelumnya sudah di *check* dan data tersebut sudah baik untuk dilakukan proses *data mining* pada tabel 1. Tabel tersebut mendapatkan 566 data transaksi yang hanya meliputi pada jenis produk dan data tersebut adalah hasil *gathering data* dari bulan Oktober 2023 – Desember 2023

4.3.2. Data Cleaning

Pada tahap ini data akan dibersihkan terlebih dahulu untuk memulai sebuah pemodelan pada proses *data mining* dengan menggunakan Google Colab. Maka dari itu data tersebut akan diidentifikasi apakah data tersebut memiliki nilai *missing values*.

```
# cleaning data
df.isna().sum()

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/pandas/core/generic.py:629:
and should_run_async(code)
ALATTULISKERJA      0
ANTISEPTIC           0
BUMBU                0
KOSMETIK             0
MAKANAN              0
MINUMAN             0
OBAT                 0
PERALATANRUMAHTANGGA 0
dtype: int64
```

Gambar 2. Pengecekan Missing Values

Pada Gambar 2. ini merupakan bahwa data tersebut tidak memiliki nilai *missing values*. Jenis produk diubah menjadi *items* agar memudahkan dalam tahap *data mining*.

4.3.3. Normalisasi Data

```
# Pembuatan serta pembagian beberapa jenis produk disetiap transaksinya
transactions = df['Items'].apply(lambda x: x.split(','))

# Data di konversi menjadi daftar - daftar jenis produk
transactions_list = transactions.tolist()

# Memunculkan 8 data pertama untuk diverifikasi
for i in range(8):
    print(transactions_list[i])

['MAKANAN']
['MAKANAN']
['MAKANAN']
['MAKANAN']
['MINUMAN']
['MAKANAN']
['MAKANAN']
['MAKANAN', 'MINUMAN']
```

Gambar 3. Konversi Daftar Jenis Produk

Pada tahap selanjutnya, data akan ditransformasikan ke dalam bentuk data tabular. Data tersebut berasal dari Tabel 2. yang telah melalui tahap pembersihan. Sebelum di transformasikan ke data

tabular, data tersebut di konversikan menjadi daftar – daftar pada jenis produk yang terkait pada data transaksi.

Pada Gambar 3. menunjukan sebuah konversi data dan menunjukan 8 data pertama sebagai verifikasi *display* dari data yang telah di konversikan. Setelah melakukan list data menjadi daftar – daftar produk maka selanjutnya mengubah data tersebut menjadi data tabular.

	ALATTULISKERJA	ANTISEPTIC	BUMBU	KOSMETIK	MAKANAN	MINUMAN	OBAT	PERALATANRUMAHTANGGA
0	0	0	0	0	1	0	0	0
1	0	0	0	0	1	0	0	0
2	0	0	0	0	1	0	0	0
3	0	0	0	0	1	0	0	0
4	0	0	0	0	0	1	0	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...
561	0	1	0	0	0	0	1	0
562	0	1	0	0	0	0	1	0
563	0	1	0	0	0	0	1	0
564	0	1	0	0	0	0	1	0
565	0	1	0	0	0	0	1	0

566 rows x 8 columns

Gambar 4. Proses Encoding

Pada gambar 4. telah dilakukan proses tranformasi dari daftar – daftar produk yang telah di konversi ke dalam data tabular. Proses encoding dilakukan menggunakan bantuan bahasa pemrograman Python library *mlxtend.preprocessing* dengan fungsi “*TransactionEncoder()*”. Dengan ini dataset telah siap untuk masuk ke fase *Modelling*. Proses ini merupakan proses *Encoding* dengan tujuan untuk mendapatkan nilai data tabular dalam bentuk binomial (*Boolean*).

4.4. Modelling

Modelling memiliki langkah penting dalam data mining di mana model statistik atau algoritma pembelajaran mesin dikembangkan untuk memahami hubungan kompleks dalam data dan membuat prediksi yang andal.

4.4.1. Selecting Modeling Techniques

Pada penelitian ini, pemodelan yang digunakan adalah aturan asosiasi dengan Algoritma Apriori yang diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python. Model ini dipilih karena telah banyak digunakan dan terbukti efektif dalam mengidentifikasi pola pembelian. Selain itu, Algoritma Apriori memiliki alur kerja yang mudah dipahami.

4.4.2. Generating a Test Design

Tahap ini merupakan tahap sampling pada Algoritma Apriori yaitu menjadikan daftar – daftar yang ada pada data tabular membuat sebuah kombinasi apa saja yang dapat terkait pada data sebelumnya. Proses untuk mendapatkan hasil sampling ini menggunakan Google Colab dengan fungsi ‘*intertools.combinations*’ Hasil Tahapan sampling ini dapat dilihat pada Gambar 5.

```

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/ipykernel/ipkernel.py:283:
and should_run_async(code)
[['MAKANAN', 'MINUMAN'],
 ['MAKANAN', 'PERALATANRUMAHTANGGA'],
 ['MAKANAN', 'BUMBU'],
 ['MAKANAN', 'OBAT'],
 ['MAKANAN', 'ANTISEPTIC'],
 ['MAKANAN', 'ALATTULISKERJA'],
 ['MAKANAN', 'KOSMETIK'],
 ['MINUMAN', 'PERALATANRUMAHTANGGA'],
 ['MINUMAN', 'BUMBU'],
 ['MINUMAN', 'OBAT'],
 ['MINUMAN', 'ANTISEPTIC'],
 ['MINUMAN', 'ALATTULISKERJA'],
 ['MINUMAN', 'KOSMETIK'],
 ['PERALATANRUMAHTANGGA', 'BUMBU'],
 ['PERALATANRUMAHTANGGA', 'OBAT'],
 ['PERALATANRUMAHTANGGA', 'ANTISEPTIC'],
 ['PERALATANRUMAHTANGGA', 'ALATTULISKERJA'],
 ['PERALATANRUMAHTANGGA', 'KOSMETIK'],
 ['BUMBU', 'OBAT'],
 ['BUMBU', 'ANTISEPTIC'],
 ['BUMBU', 'ALATTULISKERJA'],
 ['BUMBU', 'KOSMETIK'],
 ['OBAT', 'ANTISEPTIC'],
 ['OBAT', 'ALATTULISKERJA'],
 ['OBAT', 'KOSMETIK'],
 ['ANTISEPTIC', 'ALATTULISKERJA'],
 ['ANTISEPTIC', 'KOSMETIK'],
 ['ALATTULISKERJA', 'KOSMETIK']]

```

Gambar 5. Tahapan Sampling

4.4.3. Building the Models

Pada pemodelan ini melakukan sebuah perhitungan pada Analisis Pola Frekuensi Tinggi (*High Frequency Pattern Analysis*) dan Pembentukan Aturan Asosiasi (*Establishment of Association Rule*). Penelitian ini melakukan pengujian dengan nilai minimal *support* sebesar 0,1% untuk menemukan pola – pola potensial apa saja yang terkait pada data tersebut seperti pada teknik sampling. Perhitungan tersebut dapat direkomendasikan dengan memulai perhitungan yang paling rendah untuk menemukan sebanyak mungkin pada pola potensial sehingga pola

yang diketahui dapat ditingkatkan nilai pola potensinya dengan melakukan filterisasi pola yang paling efektif, signifikan, dan relevan.

Tabel 4. Hasil Perhitungan 1 Itemset

Items	Support (%)
MAKANAN	42.2261
MINUMAN	40.8127
PERALATANRUMAHTANGGA	25.265
BUMBU	24.735
OBAT	24.735
ANTISEPTIC	14.311
ALATTULISKERJA	13.7809
KOSMETIK	13.2509

Berdasarkan Tabel 4. hasil nilai *support* berada pada angka nilai lebih dari 10%. Maka dari itu hasil dalam menentukan nilai minimal *support* dapat menggunakan *threshold* sebesar 10%. Saat menentukan nilai minimal *confidence* maka untuk pengujian ini ditentukan dengan melakukan target uji coba dengan nilai minimal *confidence* sebesar 50% karena nilai tersebut ditetapkan sebagai nilai *default* atau nilai terendah untuk menentukan nilai minimal *confidence*.

Setelah menghitung hasil dari pola frekuensi tinggi 1-itemset maka langkah selanjutnya menentukan nilai perhitungan yang didapatkan dari kombinasi 2-itemset dengan nilai minimum *support* sebesar 10%.

Tabel 5. Hasil Perhitungan 2 Itemset

Item		Support (%)
Antecedents	Consequent	
MAKANAN	MINUMAN	22.9682
MAKANAN	BUMBU	21.9081
MINUMAN	BUMBU	11.4841
PERALATANRUMAHTANGGA	ALATTULISKERJA	11.1307
MINUMAN	OBAT	10.9541
OBAT	ANTISEPTIC	10.7774
PERALATANRUMAHTANGGA	KOSMETIK	10.424

Tabel 5. diatas merupakan sebuah hasil penghitungan pola frekuensi tinggi 2 itemset yang menghasilkan 7 kombinasi jenis produk dengan minimal *support* sebesar 10%, didapatkan nilai *support* tertinggi pada jenis produk ini adalah kombinasi produk "MAKANAN" dan "MINUMAN" dengan nilai 22.9682%. Maka nilai 22,9682% dari keseluruhan transaksi mengandung jenis produk "MAKANAN" dan "MINUMAN".

Setelah menghitung hasil dari pola frekuensi tinggi 2 itemset maka langkah selanjutnya menentukan nilai perhitungan yang didapatkan dari kombinasi 3 itemset dengan nilai minimum *support* sebesar 10%.

Tabel 6. Hasil Perhitungan 3 Itemset

Item		Support (%)
Antecedents	Consequent	
BUMBU, MINUMAN	MAKANAN	11.4841

Berdasarkan pada hasil Tabel 6. diatas, didapatkan hasil analisis pola frekuensi tinggi 3 itemset yang menghasilkan 1 kombinasi atau pasangan jenis produk dengan nilai minimal *support* 10%. Nilai *support* tersebut mendapatkan hasil jenis produk "BUMBU", "MINUMAN" dan "MAKANAN" dengan nilai sebesar 11,4841%. Hasil pola frekuensi tinggi pada 4-itemset tidak didapatkan hasil yang baru sehingga tidak ada kombinasi antara 4-itemset.

Saat didapatkan hasil iterasi maksimum pada data dan menghasilkan banyak kombinasi dari 1 – 3-itemset maka langkah selanjutnya adalah pemodelan adalah menghitung aturan asosiasi dengan nilai minimal *confidence* sebesar 50%.

Tabel 7. Hasil Perhitungan *Confidence*

Item		Confidence (%)
Antecedents	Consequent	
BUMBU, MINUMAN	MAKANAN	93.8462
BUMBU	MAKANAN	86.7133
KOSMETIK	PERALATANRUMAHTANGGA	80.8219
ALATTULISKERJA	PERALATANRUMAHTANGGA	78.7500
ANTISEPTIC	OBAT	78.2051
MINUMAN	MAKANAN	56.0345
MAKANAN	MINUMAN	53.4979
MAKANAN	BUMBU	51.0288

Berdasarkan Tabel 7. dapat dikatakan bahwa aturan asosiasi yang sudah ditetapkan dengan nilai minimum *confidence* mendapatkan 8 aturan asosiasi yang memenuhi syarat yang ditentukan.

4.5. Evaluation

Pada tahap *Evaluation* merupakan tahap *checking* pada pemodelan apakah model tersebut dipastikan sudah berjalan dengan benar, signifikan, dan mencapai keberhasilan dalam proses *data mining*.

4.5.1. Evaluating the Results

Evaluasi yang digunakan untuk menilai aturan asosiasi yang telah terbentuk adalah pengujian lift ratio. Fungsinya adalah untuk mengukur ketepatan dan kecermatan (*support* dan *confidence*) agar hasil pengukurannya dapat dipercaya sepenuhnya [14].

Tabel 8. Hasil Perhitungan *Lift Ratio*

Item		Lift Ratio
Antecedents	Consequent	
ANTISEPTIC	OBAT	3.254713
KOSMETIK	PERALATANRUMAHTANGGA	3.221493
ALATTULISKERJA	PERALATANRUMAHTANGGA	3.138908
BUMBU, MINUMAN	MAKANAN	2.185882
BUMBU	MAKANAN	2.019742
MAKANAN	BUMBU	2.019742
MAKANAN	MINUMAN	1.305165
MINUMAN	MAKANAN	1.305165
MAKANAN	BUMBU	2.019742

Maka dengan sebuah aturan *lift ratio*, Tabel 8. diatas dapat diartikan bahwa nilai *lift ratio* tertinggi ada pada jenis produk “ANTISEPTIC” dan “OBAT” yaitu dapat diartikan dengan orang yang membeli “ANTISEPTIC” 3.254713 kali. Nilai terendah didapatkan pada jenis produk “MINUMAN” dan “MAKANAN” yaitu dengan nilai sebesar 1.305165. Hasil evaluasi berdasarkan perhitungan *lift ratio* menunjukkan bahwa kedelapan kombinasi aturan tersebut adalah valid.

4.5.2. Determining the Next Step

Pada tahap ini adalah tahap pengambilan keputusan untuk menunjukkan bahwa langkah selanjutnya perlu diputuskan atau diidentifikasi berdasarkan informasi atau situasi yang ada pada penelitian ini.

Tabel 9. Tahapan Pengambilan Keputusan

No	Association Rules	Confidence (%)
1	Jika membeli “BUMBU” dan “MINUMAN” maka membeli “MAKANAN”.	93.8462
2	Jika membeli “BUMBU” maka membeli “MAKANAN”.	86.7133
3	Jika membeli “KOSMETIK” maka membeli “PERALATAN RUMAH TANGGA”.	80.8219
4	Jika membeli “ALAT TULIS KERJA” maka membeli “PERALATAN RUMAH TANGGA”.	78.7500
5	Jika membeli “ANTISEPTIC” maka membeli “OBAT”.	78.2051
6	Jika membeli “MINUMAN” maka membeli “MAKANAN”.	56.0345
7	Jika membeli “MAKANAN” maka membeli “MINUMAN”.	53.4979
8	Jika membeli “MAKANAN” maka membeli “BUMBU”.	51.0288

Dari Tabel 9. adanya hasil dari aturan yang dihasilkan yaitu berupa analisis sebagai optimalisasi tata letak Minimarket Hugo, maka hasil analisis ini

akan sebagai acuan untuk mengoptimalkan tata letak pada Minimarket Hugo.

4.6. Deployment

Pada tahap terakhir ini mengacu pada proses menerapkan atau meluncurkan produk, layanan, perangkat lunak, atau sistem ke lingkungan operasional atau produksi. Maka dari itu proses ini adalah proses diterapkannya optimalisasi tata letak pada Minimarket Hugo. Dengan menggunakan acuan dari aturan asosiasi maka dapat ditentukan optimalisasi tata letak jenis produk dengan contoh cara sebagai berikut:

- a. Sebelumnya jenis produk yang sering dibeli adalah jenis produk “MAKANAN”. Maka dari itu benchmark atau acuan dari jenis produk tersebut adalah jenis produk “MAKANAN”
- b. Pada pembelian jenis produk “BUMBU” dan “MINUMAN” maka para konsumen akan membeli jenis produk “MAKANAN”. Maka dari itu jenis produk “BUMBU” dan “MINUMAN” dapat terletak berdekatan dengan jenis produk “MAKANAN”.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan yaitu maka terdapat beberapa hal yang dapat disimpulkan yaitu Penerapan *market basket analysis* dengan metode asosiasi menggunakan Algoritma Apriori untuk mengoptimalkan tata letak pada jenis produk yang ada pada Minimarket Hugo ini menghasilkan sebuah aturan asosiasi yang baru sebagai bahan pertimbangan dari pemilik Minimarket Hugo untuk melakukan penataan ulang jenis produk yang ada pada Minimarket Hugo. Hasil evaluasi pada penelitian ini mendapat 8 aturan yang baru pada teknik asosiasi menggunakan Algoritma Apriori. Dengan hasil tersebut hasil semua aturan memiliki nilai lift ratio yang lebih dari sama dengan satu. jenis produk “MAKANAN” akan menjadi sebuah pusat utama untuk melakukan strategi penataan tata letak pada jenis produk yang ada di Minimarket Hugo dengan dikuatkan dari hasil transaksi dari jenis produk “MAKANAN” ini, dimana 42.2261% produk yang terjual adalah jenis produk berkategori “MAKANAN”. Saran dari penelitian ini adalah diharapkan penelitian selanjutnya menyertakan penggunaan algoritma lainnya untuk dilakukan perbandingan untuk mendapatkan sebuah pengalaman dan informasi yang baru.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. R. Artsitella, A. R. Apriliani, And S. Ashari, “Penerapan Association Rules - Market Basket Analysis Untuk Mencari Frequent Itemset Dengan Algoritma Fp-Growth,” *Jurnal Al-Azhar Indonesia*, Vol. 6, No. 2, Pp. 61–69, 2021.
- [2] A. Prasetyo, N. Musyaffa, And R. Sastra, “Implementasi Data Mining Untuk Analisis Data Penjualan Dengan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus Dapoerin’s),” *Jurnal Khatulistiwa Informatika*, Vol. 8, No. 2, Pp. 94–99, 2020.
- [3] A. Ansani, “Analisis Tata Letak Pasar Tradisional Berdasarkan Pola Perilaku Pembelian Dengan Metode Association Rules – Market Basket Analysis (Ar-Mba) (Studi Kasus: Pasar Rejodani Sleman),” Yogyakarta, 2022.
- [4] F. Mardianti And R. Fauzi, “Algoritma Apriori Dalam Menentukan pola Konsumen Terhadap Tata Letak Barang,” *Jurnal Comasie*, Vol. 3, No. 1, Pp. 130–139, 2020.
- [5] C. Wulandari, Rudiyanto, And M. R. B. S. Jaya, “Redesign Tata Letak Produk Berdasarkan Perilaku Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Algoritma Apriori,” *Klik: Kajian Ilmiah Informatika Dan Komputer*, Vol. 4, No. 3, Pp. 1906–1913, 2023.
- [6] B. Musa And J. J. Rotinsulu, “Pengaruh Produk, Harga, Promosi, Lokasi Terhadap Omzet Penjualan Telur Ayam Pada Pt. Pandu Prima Manado,” *Jurnal Emba*, Vol. 7, No. 3, Pp. 2701–2710, 2019.
- [7] B. Hermanto, M. Yusman, And Nagara, “Sistem Informasi Manajemen Keuangan Pada Pt. Hulu Balang Mandiri Menggunakan Framework Laravel,” *Jurnal Komputasi*, Vol. 7, No. 1, Pp. 17–79, 2019.
- [8] U. Rahardja, Q. Aini, M. Yusup, And A. Edliyanti, “Penerapan Teknologi Blockchain Sebagai Media Pengamanan Proses Transaksi E-Commerce,” *Cess (Journal Of Computer Engineering System And Science)*, Vol. 5, No. 1, Pp. 28–32, 2020.
- [9] M. Finthariasari, S. Ekowati, And R. Krisna, “Pengaruh Kualias Produk, Display Layout, Dan Variasi Produk Terhadap Kepuasan Konsumen ,” *Jurnal Ekombis*, Vol. 8, No. 2, Pp. 149–159, 2020.
- [10] F. N. Dhewayani, D. Amelia, D. N. Alifah, B. N. Sari, And M. Jajuli, “Implementasi K-Means Clustering Untuk Pengelompokan Daerah Rawan Bencana Kebakaran Menggunakan Model Crisp-Dm,” *Jurnal Teknologi Dan Informasi (Jati)*, Vol. 12, No. 1, Pp. 64–77, 2022.
- [11] D. P. Mulya, “Analisa Dan Implementasi Association Rule Dengan Algoritma Fp-Growth Dalam Seleksi Pembelian Tanah Liat (Studi Kasus Di Pt. Anveve Ismi Berjaya),” *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, Vol. 1, No. 1, Pp. 47–57, 2019.
- [12] I. Qoni’ah And A. T. Priandika, “Analisis Market Basket Untuk Menentukan Asosiasi Rule Dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Tb. Menara),” *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi (Jtsi)*, Vol. 1, No. 2, Pp. 26–33, 2020.
- [13] Irfan, M. A. Muthalib, And S. Meliala, “Pengiraan Pose Model Manusia Pada Repetisi Kebugaran Ai Pemograman Python Berbasis Komputerisasi,” *Infotech Journal*, Vol. 9, No. 1, Pp. 11–19, 2023.

- [14] I. M. D. P. Asana, I. G. I. Sudipa, A. A. T. W. Mayun, N. P. S. Meinarni, And D. V. Waas, "Aplikasi Data Mining Asosiasi Barang Menggunakan Algoritma Apriori-Tid," *Informatics Journa*, Vol. 7, No. 1, Pp. 38–45, 2022.