

Perancangan Alokasi Produk Di Supermarket Dengan Menerapkan *Association Rule Mining* Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan *Impulse Buying* (Studi Kasus: Supermarket Xyz)

1st Muh Fayitz Radhi
Fakultas Rekayasa Industri
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

fayitzradhi@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Erlangga Bayu Setyawan
Fakultas Rekayasa Industri
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

erlanggabs@telkomuniversity.ac.id

3rd Seto Sumargo
Fakultas Rekayasa Industri
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

setosumargo@telkomuniversity.ac.id

Abstrak—Supermarket xyz adalah perusahaan retail yang terletak di kota Bandung. Supermarket ini menjual berbagai macam kebutuhan sehari-hari, mulai dari makanan ringan, minuman, sembako, perlengkapan rumah tangga, kosmetik dan lain-lain. Masalah yang dihadapi supermarket xyz yaitu pada layout yang masih belum tertata dengan baik sehingga dapat menyulitkan konsumen dalam mencari barang yang diinginkan. Oleh sebab itu permasalahan layout ini mengakibatkan turunnya impulse buying pada tahun 2022 dan beberapa bulan mengalami penurunan drastis pada penjualan produk. Penelitian ini menerapkan teknik *Association Rule Mining* dengan algoritma Apriori dalam perancangan alokasi produk di supermarket. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi aturan asosiasi antara produk-produk di Supermarket XYZ telah memberikan dampak positif pada impulse buying. Temuan ini mengungkap bahwa aturan asosiasi yang kuat dan relevan membantu mengarahkan konsumen untuk membeli produk-produk yang mungkin tidak mereka pertimbangkan sebelumnya, mengoptimalkan tata letak produk di rak-rak supermarket, dan meningkatkan peluang penjualan. Selain itu, hasil analisis juga mencatat peningkatan signifikan dalam perilaku impulse buying, dengan peningkatan sebesar 38.76%, yang secara keseluruhan menggambarkan bahwa semakin besar persentase impulse buying, semakin tinggi potensi peningkatan penjualan produk. Temuan ini memberikan wawasan yang berharga bagi Supermarket XYZ untuk meningkatkan efisiensi penjualan dan memperbaiki pengalaman berbelanja pelanggan.

Kata kunci— *Alokasi produk, Impulse Buying, Data Mining, Association Rule Mining, Algoritma Apriori*

I. PENDAHULUAN

Supermarket xyz adalah perusahaan retail yang terletak di kota Bandung. Supermarket ini menjual berbagai macam kebutuhan sehari-hari, mulai dari makanan ringan, minuman, sembako, perlengkapan rumah tangga, kosmetik dan lain-lain. Masalah yang dihadapi supermarket xyz yaitu pada layout yang masih belum tertata dengan baik sehingga dapat menyulitkan konsumen dalam mencari barang yang diinginkan. Manajemen Rantai Pasokan (Supply Chain

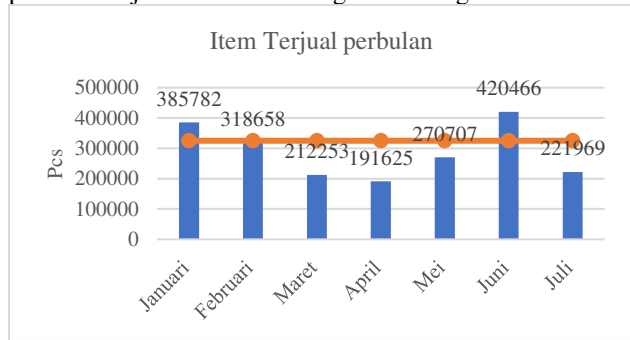
Management atau SCM) adalah serangkaian aktivitas yang terkait dengan pengaturan aliran distribusi barang dari tahap awal hingga tahap akhir. Peran utama dari aktivitas ini adalah memastikan pemenuhan permintaan [1]. Alokasi produk di dalam supermarket memainkan peran penting dalam mempengaruhi perilaku pembelian konsumen. Merancang susunan posisi barang berdasarkan kebiasaan pembelian pelanggan memiliki potensi untuk meningkatkan nilai tambah bagi supermarket dalam usaha menarik perhatian pembeli [2]. Pendekatan kepada pelanggan merupakan faktor utama dalam penentuan strategi untuk menganalisa kebutuhan dan perilaku pelanggan.

Kemajuan dalam logistik ritel juga sejalan dengan perkembangan Industri 4.0, yang mengakibatkan perubahan dalam manajemen aliran barang, informasi, dan keuangan. Perubahan dalam sistem logistik ini dikenal sebagai *logistics 4.0*, yang mencerminkan peningkatan penggunaan Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIK) yang semakin meluas pada era Industri 4.0, termasuk pemanfaatan Internet of Things (IoT), robotika, teknologi awan, blockchain, dan teknologi lainnya untuk mendukung sistem logistik. Perubahan ini juga memberikan dampak pada kebutuhan akan kompetensi sumber daya manusia di berbagai pihak yang terlibat dalam industri logistik [3].

Market Basket Analysis (MBA) merupakan pendekatan matematis yang digunakan untuk menganalisis kebiasaan pembelian konsumen, membantu meningkatkan penjualan produk [4]. Market Basket Analysis (MBA) digunakan untuk mengidentifikasi pola-pola belanja pelanggan, sehingga memudahkan pengembangan strategi promosi dan penataan tampilan produk di dalam minimarket. Upaya untuk menemukan pola pembelian pada Market Basket Analysis dapat menggunakan Algoritma Apriori.

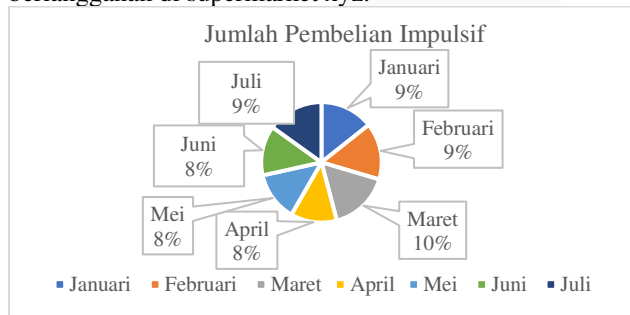
Algoritma Apriori termasuk dalam kategori aturan asosiasi dalam bidang data mining, yang bertujuan untuk menemukan himpunan item yang sering muncul dalam kumpulan data. Proses analisis apriori melibatkan penemuan semua aturan apriori yang memenuhi persyaratan support dan confidence minimum [5]. Hasil yang dihasilkan dari

penerapan metode Apriori adalah nilai support, confidence, dan lift ratio yang menjadi parameter dalam menilai relevansi setiap aturan asosiasi. Support (dukungan) mengindikasikan persentase kemunculan kombinasi item dalam basis data (seperti pembelian berbagai varian produk dalam transaksi), sementara confidence (keyakinan) mencerminkan kuatnya korelasi antara item dalam suatu aturan asosiasi [6]. Oleh sebab itu permasalahan layout ini mengakibatkan turunnya impulse buying pada tahun 2022 dan beberapa bulan mengalami penurunan drastis pada transaksi penjualan. Hal tersebut akan berdampak pada laba yang dihasilkan oleh supermarket xyz. Berikut ini merupakan transaksi penjualan pada bulan januari samoi dengan bulan agustus tahun 2022:



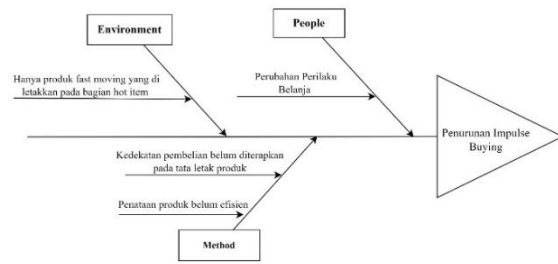
GAMBAR 1. Grafik Penurunan Penjualan Perbulan

Pada gambar 1 Grafik Penurunan Produk Perbulan, dapat dilihat ada beberapa bulan yang mengalami penurunan penjualan produk yang berdampak pada laba supermarket xyz. Hal tersebut disebabkan oleh layout yang kurang baik sehingga dapat menyulitkan konsumen dalam mencari barang yang diinginkan dan memutuskan untuk tidak berlangganan di supermarket xyz.



GAMBAR 2. Jumlah Pembelian Impulsif

Pada Gambar 2 Jumlah Pembelian Impusif, dapat dilihat perbedaan persentase yang terdapat setiap bulannya. Terdapat nilai persentase tertinggi pada bulan maret sebesar 10% dan jumlah persentase terendah pada bulan april, mei, dan juni sebesar 8%. Data tersebut didapatkan dengan membagi data pembelian impulsif dengan total data penjualan.



GAMBAR 3. Fish Bone

Pada Gambar 3 Fish Bone Diagram, memperlihatkan bahwa supermarket xyz memiliki beberapa hal yang mempengaruhi terjadinya penurunan penjualan produk. Pada bagian people terdapat permasalahan yaitu perubahan perilaku belanja, pada bagian environment terdapat permasalahan yaitu hanya produk fast moving yang diletakkan pada bagian hot item hal tersebut mengakibatkan produk produk lain cenderung tidak dilihat oleh customer. Sedangkan pada bagian method terdapat tiga permasalahan diantaranya kedekatan pembelian belum diterapkan pada tata letak produk, penataan produk belum efisien, dan permasalahan terakhir adalah penurunan impulse buying yang dapat mengakibatkan terjadinya penurunan produk.

II. KAJIAN TEORI

Menyajikan dan menjelaskan teori-teori yang berkaitan dengan variabel-variabel penelitian. Poin subjudul ditulis dalam abjad.

A. Tata Letak

Penyusunan tempat atau tata letak merupakan aspek krusial yang memiliki pengaruh signifikan terhadap kesuksesan jangka panjang operasi suatu bisnis. Tata letak memiliki dampak strategis yang sangat penting bagi perusahaan karena menentukan seberapa kompetitif perusahaan tersebut dalam hal kapabilitas, proses kerja, fleksibilitas, kualitas lingkungan kerja, interaksi dengan pelanggan, serta citra perusahaan. Menurut [7], tata letak adalah pengaturan dari semua peralatan produksi yang ada dalam suatu perusahaan. Penyusunan peralatan ini menjadi penting guna menjamin bahwa proses produksi perusahaan berjalan dengan efektif dan sesuai dengan visi perusahaan [8].

B. Data Mining

Data Mining merupakan disiplin ilmu yang menganalisis temuan berupa pengetahuan yang terkandung dalam kumpulan informasi dengan tujuan untuk mengidentifikasi pola dan aturan yang memiliki makna. Pola-pola ini ditemukan melalui hubungan data dalam database dan data transaksi [9].

Menurut [10], data mining secara resmi merujuk pada tahapan ekstraksi informasi yang sah, berguna, tidak terdeteksi sebelumnya, dan dapat dimengerti dari data, yang kemudian digunakan untuk mendukung pembuatan keputusan dalam konteks bisnis. Data mining dibagi menjadi beberapa kelompok:

1. Deskripsi

Pola dalam data biasanya sulit dimengerti yang menyebabkan peneliti mencari cara untuk mendeskripsikan

pola yang ada pada suatu data. Dengan hal ini pola dalam data jadi lebih mudah dimengerti.

2. Estimasi

Estimasi cukup mirip dengan klasifikasi yang membedakannya ialah targetnya lebih mengarah ke numeric daripada kategori.

3. Prediksi

Prediksi juga cukup mirip dengan estimasi dan klasifikasi, yang membedakannya adalah hasil dari prediksi menunjukkan sesuatu yang belum terjadi (bisa terjadi di masa mendatang).

4. Klasifikasi

Variabel klasifikasi bersifat kategorikal. Contohnya kita akan mengklasifikasikan jenis curah hujan dalam 3 kategori yaitu curah hujan tinggi, curah hujan rendah dan curah hujan rendah.

5. Clustering

Clustering lebih condong ke arah pengelompokan data dalam suatu kelas tertentu yang memiliki suatu kemiripan.

6. Asosiasi

Teknik dalam data mining yang digunakan untuk menemukan atribut yang terjadi pada satu waktu (terjadi secara bersamaan). Dalam dunia bisnis sering disebut dengan Market Basket Analysis.

C. Tahapan Data Mining

stilah Data Mining juga dikenal sebagai Knowledge Discovery in Databases (KDD), merupakan bidang yang berfokus pada pencarian informasi baru yang memiliki potensi nilai dari kumpulan data yang sangat besar. [11]. Adapun Tahapan data mining adalah sebagai berikut:

1. Data Cleaning (Pembersihan data)

Tidak semua data yang diperoleh bersifat sepenuhnya akurat atau lengkap; seringkali terdapat informasi yang hilang atau data yang tidak valid. Proses pembersihan data bertujuan untuk mengurangi gangguan (noise) dan memperbaiki data yang mengalami kehilangan informasi.

2. Data selection (pemilihan data)

Pada database terdapat banyak data dan pastinya tidak semua data yang akan digunakan, maka pada proses data selection ialah pemilihan data yang relevan dan dibutuhkan untuk proses analisis.

3. Data transformation (transformasi data)

Pada proses ini semua data ditransformasikan menjadi format data yang dibutuhkan atau sesuai yang selanjutnya akan di proses dengan data mining karena ada metode data mining yang memerlukan format tertentu agar bisa diolah.

4. Data mining (penggalan data)

Pada proses ini metode maupun algoritma yang sudah ditentukan diterapkan untuk mengekstrak pola data guna menemukan informasi yang penting.

5. Pattern Evaluation (evaluasi pola)

Dalam proses data mining, pola informasi yang ditemukan mungkin tidak selalu sejalan dengan perkiraan awal, dan untuk mengatasi ini, dilakukan proses evaluasi pola. Evaluasi pola ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola informasi yang benar dan sesuai dengan dugaan awal.

6. Knowledge presentation

Ini adalah tahapan terakhir dalam proses data mining, di mana teknik visualisasi atau pengetahuan digunakan untuk

menyajikan hasil penemuan kepada pengguna sebagai gambaran yang komprehensif dari apa yang telah ditemukan.

D. Metode Analisis Keranjang Belanja (Market Basket Analysis)

Analisis keranjang pasar didefinisikan sebagai kumpulan barang yang dibeli oleh pelanggan dalam satu transaksi pelanggan. [12], menyatakan bahwa analisis keranjang pasar adalah teknik untuk menentukan hubungan antara produk yang dibeli bersama. Afinitas insidental atau dasar dari produk., metodologi dasar market basket analysis (MBA) dibagi menjadi tiga fase.

1. Dominasi Barang (Support)

Suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu item/itemset dari keseluruhan transaksi. Ukuran ini menentukan apakah suatu item/itemset layak untuk dicari confidence-nya (misal, dari keseluruhan transaksi yang ada, seberapa besar tingkat dominasi yang menunjukkan bahwa item A dari seluruh transaksi). Rumus dari support 1 item adalah

$$\text{Support} = P(A \cap B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Yang Memuat A dan B}}{\text{Total Jumlah Transaksi}}$$

2. Kedekatan Barang (Confidence)

Suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar 2 item secara conditional (misal, seberapa sering item B dibeli jika orang membeli item A). Berikut ini adalah rumus dari confidence adalah:

$$\text{Confidence} = P(A/B) = \frac{\text{Support}(A \cap B)}{\text{Support}(A)}$$

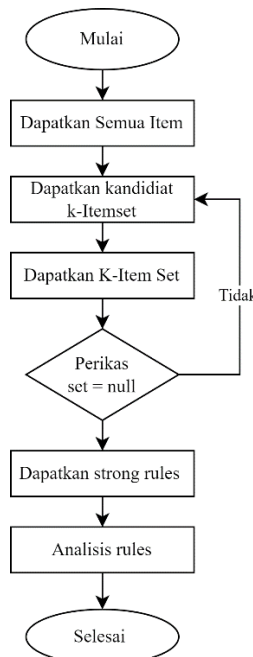
3. Validasi Kedekatan Barang (Improvement Ratio/Lift)

Improvement Ratio/Lift merupakan parameter penting selain support dan confidence dalam association rule. Improvement Ratio mengukur seberapa penting rule yang telah terbentuk. Rumus dari Improvement Ratio adalah:

$$\text{Lift}(A \Rightarrow B) = \frac{\text{Support}(A \Rightarrow B)}{\text{Support}(B)}$$

E. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan salah satu algoritma yang digunakan untuk menerapkan metodologi Market Basket Analysis. Menurut [4], Algoritma Apriori merupakan proses data mining pada frequent itemset dan association rule yang dilakukan pada database salah satunya database transaksi pembelian. Berikut merupakan diagram alir langkah kerja Algoritma Apriori (Virgiawan & Mukhlash, 2013):



GAMBAR 4. Fish Bone

F. Overall Variability of Association Rule (OCVR)

Overall Variability of Association Rule (OCVR) merupakan sebuah metrik baru yang diperkenalkan pertama kali oleh Papavasileiou dan Tsadiras pada tahun 2011. Konsep ini diterapkan dalam konteks supermarket dengan fokus pada analisis produk dalam keranjang belanja, dengan asumsi bahwa perilaku pembelian konsumen memiliki variasi yang tinggi. Ide dasarnya adalah bahwa variasi dalam aturan asosiasi terkait dengan perubahan dalam kebiasaan berbelanja dari waktu ke waktu. Hal ini memiliki potensi untuk meningkatkan efisiensi analisis keranjang belanja serta membantu merumuskan strategi pemasaran yang lebih tepat guna untuk meningkatkan penjualan (Papavasileiou & Tsadiras, 2011). Perhitungan OCVR didasarkan pada konsep statistik yaitu deviasi standar. Indeks Variabilitas ini, yang dikenal sebagai CV Index, dihitung menggunakan rumus sebagai berikut:

$$CV = \frac{S}{\bar{X}}$$

Keterangan:

- CV : Variability Index
- S : Standar Deviasi
- \bar{X} : Rata-rata

Indeks variabilitas di atas dilakukan untuk confidence dan lift setiap rules sehingga terdapat dua persamaan yaitu persamaan Index Variability Confidence (CVC) dan Index Variability Lift (CVL). Kemudian dari kedua persamaan tersebut digunakan untuk membangun persamaan OCVR sebagai berikut:

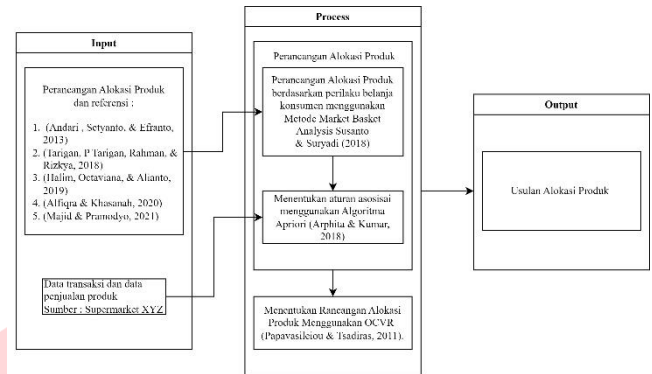
$$OCVR = \frac{CVC + CVL}{2}$$

III. METODE

A. Model Konseptual

Tahap perencanaan alokasi produk dilakukan dengan menentukan hubungan antar produk paling optimal untuk meningkatkan penjualan produk. Pada model konseptual

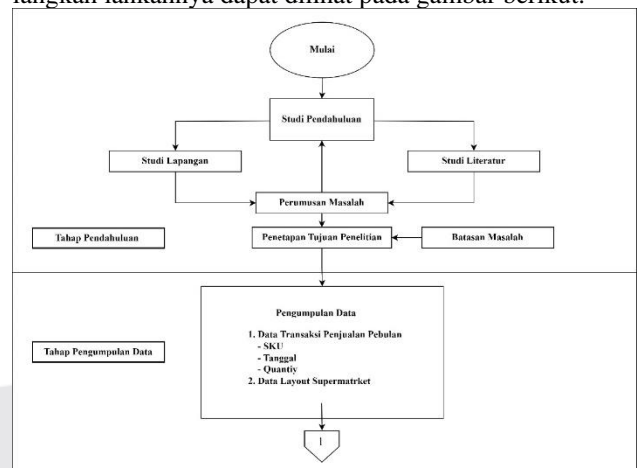
digunakan untuk memodelkan sistem persoalan yang akan dikaji kedalam bentuk model logika sederhana yang menggambarkan ketertarikan antar variable yang dapat menentukan perilaku sistem. model digambarkan dalam diagram logika pada gambar dibawah.



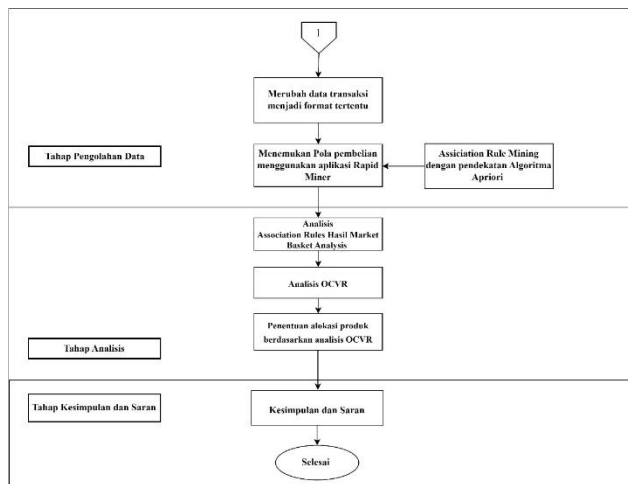
GAMBAR 5. Model Konseptual

B. Sistematika Penyelesaian Masalah

Pada sistematika pemecahan masalah dibawah ini akan diuraikan langkah-langkah yang digunakan untuk proses pemecahan masalah pada penelitian ini. Langkah-langkah tersebut dilakukan untuk mendapatkan solusi optimal yang harus dilakukan perusahaan retail agar permasalahan yang ada dapat terselesaikan dan dapat diatasi dengan baik. Berikut langkah langkahnya dapat dilihat pada gambar berikut.



GAMBAR 6. Sistematika Penyelesaian Masalah



GAMBAR 7. Sistematika Penyelesaian Masalah (Lanjut)

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Data Transaksi Belanja

Data transaksi belanja yang digunakan adalah data pada bulan januari sampai dengan bulan agustus dimana pada bulan tersebut merupakan data yang telah direkap dalam database kasir dengan jenis dokumen excel. Data yang diperoleh adalah antara lain data waktu transaksi, jumlah transaksi setiap hari, data jenis produk, dan jumlah produk dalam satuan transaksi.

TABEL 1. Data Transaksi Januari - Juli

InvoiceNo	Deskripsi	Quantity	InvoiceDate
1	A001	3	07 Jan 2022
1	A005	35	07 Jan 2022
1	A005	65	07 Jan 2022
1	A008	4	07 Jan 2022
1	A009	3	07 Jan 2022
.....
.....
.....
1793	A062	165	08 Jul 2022
1794	A062	50	08 Jul 2022
1794	A062	55	08 Jul 2022
1794	A062	30	08 Jul 2022

B. Preprocessing Data

Sebelum melanjutkan ke pengolahan data menggunakan aplikasi Rapid Miner, diperlukan persiapan data yang tepat sesuai dengan format pada aplikasi Rapid Miner dengan fungsi Algoritma Apriori untuk dapat mengetahui tujuan dari hasil pengolahan data. Berikut contoh data tabular yang digunakan setelah dilakukan perubahan menggunakan codingan.

TABEL 2. Hasil Data Dalam Bentuk Tabular

Transaksi	A001	A002	A003	A004	A005	A006	A007	A008	A009	A010	...	A067	A068	A069	A070	A071	A072	A073
1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	...	0	0	0	0	0	0	0
2	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	...	1	1	1	0	0	0	0
3	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	...	1	1	1	0	0	0	0
4	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	...	1	1	1	0	0	0	0
5	1	1	1	0	0	1	1	1	0	1	...	1	0	1	0	0	0	0
6	1	1	0	1	0	0	0	1	0	1	...	1	1	1	0	0	0	0
7	1	1	1	0	1	0	0	1	1	0	...	1	1	0	0	0	0	0
8	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	...	1	0	0	0	0	0	0
9	1	1	0	1	0	1	1	0	0	0	...	1	1	1	0	0	0	0
10	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	...	1	0	0	0	0	0	0
11	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	...	1	1	1	0	0	0	0
12	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1	...	1	1	1	0	0	0	0
13	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	...	1	1	1	0	0	0	0
14	1	0	0	1	0	1	1	1	0	1	...	1	0	0	0	0	0	0
15	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	...	1	1	1	0	0	0	0
16	1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	...	1	1	1	0	0	0	0
17	1	0	0	1	0	1	1	0	0	1	...	1	0	0	0	0	0	0
18	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	...	1	0	0	0	0	0	0
19	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	...	1	1	1	0	0	0	0
20	1	1	1	1	0	0	0	1	1	0	...	1	1	1	0	0	0	0
20	1	1	1	1	0	0	0	1	1	0	...	1	1	1	0	0	0	0

C. Market Basket Analysis

TABEL 3. Hasil Association Rules Mining Bulan Januari

Lhs	Rhs	Support	Confidence	Lift	Count
A038, A036	A037	0.510	0.994	1.57	63
A034, A023	A026	0.401	0.993	1.72	58
A034, A023	A022	0.401	0.993	1.84	63
A022, A007	A026	0.341	0.991	1.72	49
A022, A002	A026	0.332	0.991	1.72	48
A069, A004	A065	0.294	0.990	1.65	40
A022, A004	A026	0.294	0.990	1.72	42
A024, A059	A026	0.288	0.990	1.72	42
A023, A067	A026	0.270	0.989	1.72	39
A024, A021	A022	0.270	0.989	1.83	42

TABEL 4. Hasil Association Rules Mining Bulan Februari

Lhs	Rhs	Support	Confidence	Lift	Count
A034, A032	A033	0.361	0.991	1.94	53
A037, A069	A038	0.334	0.990	1.69	42
A032, A069	A033	0.328	0.990	1.94	48
A034, A017	A031	0.321	0.990	1.83	44
A028, A017	A018	0.294	0.989	2.18	48
A060, A027	A030	0.291	0.989	1.95	43
A017, A059	A018	0.284	0.988	2.18	47
A037, A067	A036	0.280	0.988	1.75	37
A034, A007	A031	0.277	0.988	1.83	38
A032, A019	A033	0.277	0.988	1.94	41

TABEL 5. Hasil Association Rules Mining Bulan Maret

Lhs	Rhs	Support	Confidence	Lift	Count
A035, A065	A037	0.635	0.993	1.36	36
A035, A022	A037	0.630	0.993	1.36	36
A036, A022	A037	0.630	0.993	1.36	36
A065, A026	A022	0.626	0.992	1.43	41
A022, A034	A037	0.616	0.992	1.36	35
A037, A024	A026	0.616	0.992	1.43	40
A038, A026	A037	0.611	0.992	1.36	35
A038, A034	A037	0.611	0.992	1.36	35
A022, A031	A026	0.602	0.992	1.43	39
A050, A026	A022	0.597	0.992	1.43	39

TABEL 6. Hasil Association Rules Mining Bulan April

Lhs	Rhs	Support	Confidence	Lift	Count
A038	A035	0.686	0.992	1.40	37
A037	A038	0.681	0.992	1.43	39
A035, A038	A037	0.681	0.992	1.45	40
A037	A035, A038	0.681	0.992	1.45	40
A035, A037	A038	0.681	0.992	1.43	39
A038, A022	A035	0.595	0.991	1.40	32
A038, A034	A035	0.595	0.991	1.40	32
A038, A065	A035	0.595	0.991	1.40	32
A038, A022	A037	0.595	0.991	1.44	35
A038, A034	A037	0.595	0.991	1.44	35

TABEL 7.
Hasil Association Rules Mining Bulan Mei

Lhs	Rhs	Support	Confidence	Lift	Count
A023, A024	A022	0.408	0.989	2.09	47
A035, A037	A036	0.376	0.988	2.48	50
A036, A037	A035	0.376	0.988	2.45	49
A033	A031	0.372	0.988	2.50	50
A038, A037	A036	0.367	0.988	2.47	49
A034, A033	A031	0.362	0.988	2.50	48
A038, A034	A035	0.358	0.987	2.45	47
A038, A034	A036	0.358	0.987	2.47	47
A036, A034	A038	0.358	0.987	2.39	46
A036, A034	A035	0.358	0.987	2.45	47

TABEL 8.
Hasil Association Rules Mining Bulan Juni

Lhs	Rhs	Support	Confidence	Lift	Count
A050, A023	A024	0.344	0.992	2.14	64
A037, A033	A035	0.321	0.991	2.05	57
A005, A029	A030	0.315	0.991	2.48	65
A035, A029	A038	0.315	0.991	2.01	55
A035, A018	A037	0.312	0.991	2.07	56
A023, A034	A024	0.306	0.991	2.14	57
A023, A030	A024	0.300	0.990	2.14	56
A023, A033	A024	0.300	0.990	2.14	56
A035, A027	A038	0.297	0.990	2.01	52
A023, A018	A024	0.297	0.990	2.14	55

TABEL 9.
Hasil Association Rules Mining Bulan Juli

Lhs	Rhs	Support	Confidence	Lift	Count
A030, A029	A027	0.221	0.978	3.56	33
A035, A030	A036	0.216	0.978	2.85	30
A038, A030	A036	0.216	0.978	2.85	30
A030, A069	A065	0.216	0.978	3.27	32
A024, A023	A022	0.211	0.977	3.12	30
A028	A065	0.206	0.977	3.27	30
A038, A031	A036	0.206	0.977	2.85	28
A037, A031	A036	0.206	0.977	2.85	28
A035, A029	A036	0.201	0.976	2.84	28
A035, A029	A037	0.201	0.976	2.84	28

D. Perhitungan Overall Variability of Association rule (OCVR)

Selanjutnya dari seluruh rules yang didapatkan, lalu dicari rules mana sajakah yang memiliki kesamaan aturan asosiasi setiap bulannya. Hasil dari langkah ini merupakan nilai dari OCVR. Berikut merupakan aturan asosiasi yang selalu muncul setiap bulannya. Didapatkan 26 Aturan Asosiasi yang secara konsisten muncul setiap bulan dari Januari hingga Juli. Dengan demikian, semua Aturan Asosiasi tersebut dapat digunakan dalam pengolahan data untuk menghitung nilai OCVR. Nilai OCVR berfungsi sebagai indikator untuk mengukur variabilitas perubahan aturan asosiasi dari bulan ke bulan.

TABEL 10.
Perhitungan Nilai OCVR

No	Lhs	Rhs	CVC	CVL	OCVR
1	A022, A002	A026	7%	28%	18%
2	A023, A017	A018	5%	35%	20%
3	A023, A029	A024	7%	31%	19%
4	A027	A037	11%	23%	17%
5	A028	A065	14%	37%	26%
6	A030, A002	A065	5%	34%	20%
7	A033	A031	4%	35%	20%
8	A034, A032	A033	7%	31%	19%
9	A035, A029	A036	19%	30%	24%
10	A035, A030	A036	13%	29%	21%
11	A035, A032	A037	3%	28%	16%

No	Lhs	Rhs	CVC	CVL	OCVR
12	A035, A067	A036	5%	25%	15%
13	A036, A030	A037	2%	28%	15%
14	A036, A034	A038	14%	28%	21%
15	A036, A034	A035	14%	26%	20%
16	A037	A038	5%	24%	15%
17	A037, A028	A036	3%	29%	16%
18	A037, A029	A036	4%	30%	17%
19	A037, A067	A036	4%	25%	14%
20	A038	A035	7%	23%	15%
21	A038, A030	A036	12%	29%	21%
22	A038, A031	A036	14%	30%	22%
23	A038, A031	A034	4%	29%	16%
24	A038, A034	A035	12%	25%	18%
25	A038, A034	A036	11%	27%	19%
26	A038, A034	A037	12%	26%	19%

E. Analisis Perancangan Tata Letak Produk

Langkah selanjutnya adalah merencanakan tata letak produk. Tahap pertama adalah melakukan analisis terhadap hasil Association Rules selama periode 7 bulan, yang dapat ditemukan di Lampiran.

TABEL 11.
Hasil Aturan Asosiasi Bulan Januari-Juni

Lhs	Rhs	Support	Confidence	Lift	Count
A037, A028	A036	0.316	0.960	1.94	154
A036, A030	A037	0.381	0.959	1.87	100
A037, A067	A036	0.263	0.958	1.91	126
A037, A029	A036	0.344	0.955	1.93	136
A035, A032	A037	0.347	0.953	1.86	112
A035, A067	A036	0.253	0.945	1.89	114
A033	A031	0.431	0.943	2.09	105
A023, A029	A024	0.310	0.933	1.96	110
A038, A031	A034	0.394	0.927	1.98	84
A022, A002	A026	0.261	0.926	1.92	94
A030, A002	A065	0.273	0.924	1.90	69
A035, A030	A036	0.369	0.923	1.92	125
A037	A038	0.510	0.920	1.75	76
A038, A034	A035	0.418	0.918	1.82	126
A038, A030	A036	0.372	0.918	1.90	89
A038, A034	A036	0.413	0.918	1.88	106
A034, A032	A033	0.360	0.916	2.15	98
A038, A034	A037	0.420	0.915	1.85	121
A038, A031	A036	0.398	0.912	1.90	89
A023, A017	A018	0.260	0.909	2.25	78
A038	A035	0.504	0.908	1.71	70
A036, A034	A035	0.415	0.906	1.81	96
A035, A029	A036	0.332	0.901	1.91	127
A036, A034	A038	0.413	0.898	1.80	88
A028	A065	0.336	0.853	1.82	57
A027	A037	0.334	0.847	1.63	50

Penyusunan tata letak produk berdasarkan hasil Association Rules Mining dilaksanakan dengan mempertimbangkan keberadaan aturan asosiasi yang memiliki tingkat kepercayaan tinggi. Produk-produk yang memiliki pengaruh besar pada produk lain akan ditempatkan dekat satu sama lain. Sementara itu, produk-produk yang berpengaruh pada banyak produk lainnya akan diletakkan di bagian rak belakang atau area yang tidak langsung terlihat ketika pelanggan pertama kali masuk toko. Tujuannya adalah

untuk mendorong impulse buying pada produk-produk lain yang berada di depannya.

Dari tabel diatas didapatkan aturan asosisasi yang bernilai confidence tinggi yaitu {A037, A028} => {A036}, {A036, A030} => {A037}, {A037, A067} => {A036}, {A037, A029} => {A036}, {A035, A032} => {A037}. Sedangkan untuk aturan asosiasi yang memiliki nilai support tinggi yaitu {A037} => {A038}, {A038} => {A035}, {A033} => {A031}, {A038, A034} => {A037}, {A038, A034} => {A035}.

F. Analisis OCVR

Pentaaan alokasi produk berdasarkan analisa OCVR dilakukan dengan cara mendekati produk-produk sesuai aturan asosiasi. Serta mendekati produk yang memiliki asosiasi dengan banyak produk lainnya. rules yang dapat digunakan setiap periodenya terdapat 10 rules yang memiliki nilai OCVR antara 20% sampai 30%. Berikut 10 rules yang dapat diimplementasikan untuk menentukan tata letak produk yang baru.

TABEL 12. Hasil Analisis OCVR

Lhs	Rhs	CVC	CVL	OCVR
A033	A031	4%	35%	20%
A036, A034	A035	14%	26%	20%
A023, A017	A018	5%	35%	20%
A030, A002	A065	5%	34%	20%
A038, A030	A036	12%	29%	21%
A035, A030	A036	13%	29%	21%
A036, A034	A038	14%	28%	21%
A038, A031	A036	14%	30%	22%
A035, A029	A036	19%	30%	24%
A028	A065	14%	37%	26%

Penempatan produk berdasarkan analisis OCVR direkomendasikan dengan pendekatan produk sesuai dengan aturan asosiasi, serta mempertimbangkan dekatnya produk-produk yang memiliki koneksi dengan banyak item lain. Hasil dari analisis Association Rules dan OCVR mengarah pada saran untuk mengubah tata letak dengan strategi sebagai berikut:

1. Perubahan letak A065 dengan rak A037. Hal itu dilakukan berdasarkan keterkaitan asosiasi {A028} => {A065} memiliki nilai confidence yang tinggi. Artinya apabila membeli A028 maka keyakinan untuk membeli A065 secara bersamaan yaitu sebesar 85.3% sehingga diperlukan perpindahan A065 untuk didekatkan dengan A028.
2. Perubahan letak A036 dengan rak A005. Hal ini dilakukan berdasarkan keterkaitan asosiasi yang terbentuk {A035, A030} => {A036} yang memiliki nilai confidence sebesar 92.3% dan juga asosisai {A038, A030} => {A036} memperkuat pemindahan posisi produk ini dengan nilai confidence sebesar 91.8%. Dari pemindahan kedua produk tersebut dilakukan juga pemindahan A044 untuk menempati posisi awal A036, dan juga dilakukan pemindahan A021 untuk menempati posisi awal A044.

G. Analisis Impulse Buying

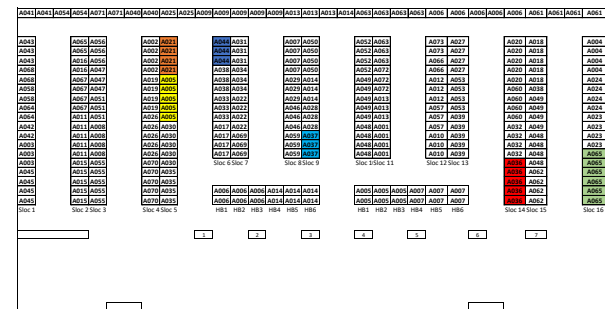
langkah selanjutnya adalah menganalisa peningkatan nilai impulse buying dari hasil rancangan alokasi produk yang telah dilakukan dan didapatkan hasil sebagai berikut.

TABEL 13. Hasil Jumlah Pembelian Impulsif

Bulan	Jumlah Pembelian Impulsif (pcs)	Total Penjualan (pcs)	Persentase (%)
Januari	162	385782	4%
Februari	317	318658	10%
Maret	289	212253	14%
April	456	191625	24%
Mei	637	270707	24%
Juni	409	420466	10%
Juli	330	221969	15%
Total	2600	2021460	99.69%

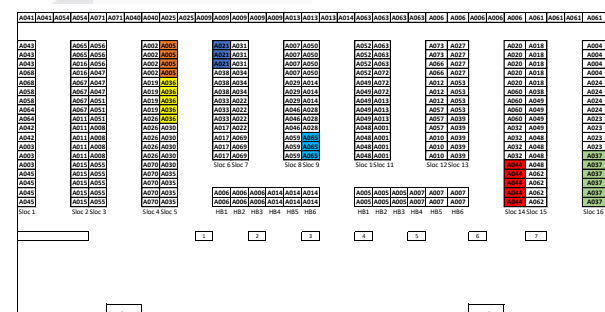
Hasil Jumlah Pembelian Impulsif dapat dilihat terjadinya peningkatan jumlah pembelian impulse buying setelah dilakukan penerapan association rule menggunakan algoritma apriori dari jumlah pembelian impulsif eksisting sebesar 1754 menjadi 2600 dengan persentase peningkatan sebesar 38.76% dari hasil peningkatan tersebut setelah dilakukan pendekatan produk yang memiliki hubungan antar asosisasi diharapkan dapat meningkatkan penjualan produk pada supermarket XYZ.

H. Layout Eksisting



GAMBAR 8. Layout Eksisting

I. Alokasi Usulan



GAMBAR 9. Alokasi Usulan

Dengan perhitungan menggunakan algoritma apriori didapatkan hubungan asosiasi itemset dan dilanjutkan dengan analisa OCVR yang digunakan untuk mencari item set prioritas yang akan digunakan untuk alokasi produk. Dari hasil ocvr didapatkan 6 produk yang dilakukan pemindahan.

V. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi aturan asosiasi antara produk-produk di Supermarket XYZ telah berdampak positif pada penjualan produk. Aturan asosiasi yang kuat dan relevan telah membantu dalam mengarahkan konsumen untuk membeli produk-produk yang mungkin tidak mereka pertimbangkan sebelumnya. Penelitian ini telah mengoptimalkan cara produk ditempatkan di rak-rak supermarket. Dengan menerapkan aturan asosiasi yang ditemukan, produk-produk yang berhubungan erat ditempatkan bersama, terdapat 6 produk yang dilakukan pemindahan sehingga meningkatkan peluang penjualan produk.

Hasil impulse buying yang dihasilkan dari hasil asosiasi itemset didapatkan peningkatan impulse buying sebesar 38.76% yang tadinya 60.93% menjadi 99.69%. dari hasil ini dapat disimpulkan bahwa semakin besar persentase impulse buying maka semakin tinggi pula peluang meningkatnya penjualan produk.

REFERENSI

- [1] N. Novitasari, E. B. Setyawan and P. S. Muttaqin, "RANCANGAN RACKING SELECTION MODEL DAN DESAIN WAREHOUSE UNTUK MENINGKATKAN KAPASITAS PADA E-FULFILLMENT CENTER," *Kaizen : Management Systems & Industrial Engineering Journal*, 2020.
- [2] D. P. and H. , Manajemen Toko Eceran, Jakarta: Balai Aksara, 1981.
- [3] E. B. Setyawan, N. Novitasari and P. S. Muttaqin, "PREDIKSI VOLATILITAS HARGA JUAL PRODUK PADA E-COMMERCE UNTUK INDEPENDENT STOCKASHTIC DATA MENGGUNAKAN SIMULASI MONTE CARLO," *Kaizen : Management Systems & Industrial Engineering Journal*, 2020.
- [4] P. Arphita and D. Kumar, "Market Basket Analysis for Data mining: Concepts and Techniques," *international Jurnal Engineering Science and Computing*, 2018.
- [5] A. Nursikuwagus and T. Hartono, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menganalisa Penjualan Dengan Berbasis Web," *Jurnal SIMETRIS*, 2016.
- [6] K. and E. T. Luthfi, Algoritma data mining, Yogyakarta: CV. Andi, 2009.
- [7] R. Jacobs and R. Chase, Manajemen Operasi dan Rantai pasokan, Jakarta: Salemba Empat, 2015.
- [8] J. Haizer and B. Render, Manajemen Operasi, Jakarta : Salemba Empat, 2015.
- [9] G. A. Saputro , "Penerapan Algoritma Apriori Untuk Mencari Pola Penjualan di Cafe," 2017.
- [10] H. Yulianton, "Data Mining untuk Dunia Bisnis," *Teknologi Informasi DINAMIK*, pp. 9-15, 2014.
- [11] R. Baker , "Encyclopedia of Data Warehousing and Mining," *Encyclopedia of Data Warehousing and Mining.*, 2011.
- [12] D. Aprilia , Belajar Data Maining Dengan Rapid Miner, Jakarta : Remi , 2013.
- [13] Q. Zhao and S. S. Bhowmick, "Association Rule Mining: A Survey," *Technical Report CAIS Nanyan Technological University*, pp. 1-20, 2003.
- [14] U. Tarigan, P. U. P Tarigan, H. I. Rahman and I. Rizkya, "Design of facility layout with lean service and market basket analysis method to simplification of service process in the supermarket," *MATEC Web of Conferences*, 2018.
- [15] A. Sujana, Manajemen Minimarket, Depok: Penebar Swadaya, 2013.
- [16] M. Sianipar, D. Fu'ani, W. Sutopo and M. Hisjam, "PENENTUAN RUTE KENDARAAN MENGGUNAKAN METODE CLARK AND WRIGHT SAVING HEURISTIC (STUDI KASUS : PT. SINAR SOSRO)," *Performa*, pp. 143-151, 2017.
- [17] F. Shofi, "Analisis Tata letak Ratu Swalayan Dampit," *Doctoral dissertation* , 2018.
- [18] A. Muzakir and L. Adha, "MARKET BASKET ANALYSIS (MBA) PADA SITUS WEB E-COMMERCE ZAKIYAH COLLECTION," *Jurnal SIMETRIS*, pp. 1-8, 2016.
- [19] A. A. Majid and C. S. Pramodyo, "ASSOCIATION RULES FOR LAYOUT DESIGN AND PROMOTION STRATEGY," *Proceedings of the Second Asia Pacific International Conference*, pp. 1-9, 2021.
- [20] S. Halim, T. Octaviana and C. Alianto, "Designing Facility Layout of an Amusement Arcade using Market Basket Analysis," *ELSEVIER*, pp. 1-7, 2019.
- [21] Farkhan, "Desain Ulang Tata Letak di Toko Buku Ramadhan Agency melalui Pendekatan Perilaku Konsumen Dengan Metode Market Basket Analysis," *Jurnal Ilmiah Indonesia.*, 2008.
- [22] P. Arpitha and K. , "Market Basket Analysis for Data Mining: Concepts and Techniques," *International Journal Engineering Science and Computing*, 2018.
- [23] R. Arifianti, "ANALISIS TATA LETAK DALAM PERSPEKTIF RITEL," *Jurnal AdBispreneur*, 2016.
- [24] S. N. Andari , N. W. Setyanto and R. Y. Efranto, "Alternatif Perbaikan Tata Letak Toko Persada Swalayan Melalui Pendekatan Perilaku konsumen Dengan Metode Market Basket Analysis," *Jurnal Rekayasa Sistem Industri* , pp. 441-453, 2013.
- [25] S. K. Mawardi and A. Nalhadi, "MINIMASI BIAYA DALAM PENENTUAN RUTE DISTRIBUSI PRODUK MINUMAN MENGGUNAKAN METODE SAVINGS MATRIX," *Institut Supply Chain dan Logistik Indonesia (ISLI)*, 2017.
- [26] S. and S. , Manajemen Bisnis Retail, Yogyakarta: CV. Andi, 2017.
- [27] A. and A. U. Khasanah, "Implementation of Market Basket Analysis based on Overall Variability of Association Rule (OCVR) on Product Marketing Strategy," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2020.

.

