

ANALISIS DATA PENJUALAN PADA *SUPERMARKET XYZ* MENGUNAKAN METODE *MARKET BASKET*

Ananda Azizul Akbar¹, Akbar Bintang Izzulhaq², Nafilah Nursabila³, Valentinus Roby Hananto⁴

^{1,2,3,4}Sistem Informasi, Universitas Dinamika

^{1,2,3,4}Jalan Raya Kedung Baruk No.98, Surabaya

e-mail: ¹20410100053@dinamika.ac.id, ²20410100055@dinamika.ac.id,
³20410100048@dinamika.ac.id, ⁴valentinus@dinamika.ac.id

Abstract

The economic growth in Indonesia has increased significantly, positioning Indonesia as the 4th largest economy after China, India, and Malaysia. This is also accompanied by national retail sales reaching a total of Rp6,044 trillion. One example of a retail business in Indonesia is Supermarket XYZ, which operates in Indonesia and sells essential items such as sugar, eggs, butter, and others. This research discusses an issue that exists in Indonesia, for example, Supermarket XYZ. The supermarket faces a problem with its employees struggling to determine the appropriate product layout based on consumer purchasing behavior. The market basket analysis method is used in this research to assist Supermarket XYZ's employees in determining the product layout. Transaction data is collected through internet searches, specifically on the Kaggle website. The data is then processed using the market basket analysis method, both manually and with the aid of the RapidMiner tool, to ensure the validity of the calculations. Once obtained, the results are implemented into a program to provide predictions for product placement layout. The research findings show that out of the 10 most purchased products by consumers, the top four products are chocolate, apples, bread, and ice cream. Furthermore, the suitable product combinations for layout placement yield 3 combinations: chocolate placed near apples with a support rate of 23%, chocolate placed near bread with a support rate of 22%, and chocolate placed near ice cream with a support rate of 21%.

Keyword: Supermarket, Market Basket, Apriori

PENDAHULUAN

Pertumbuhan ekonomi saat ini menyertai perkembangan bisnis ritel yang signifikan di Indonesia. Populasi negara terbesar ke-4 di dunia, setelah Cina dan India, Indonesia memiliki potensi pasar ritel yang sangat besar. Pada tahun 2021, Kearney, firma global, menyatakan *list* negara berkembang dengan daftar pasar ritel paling besar di dunia. China menduduki peringkat pertama dengan indeks GRDI sebesar 72,8 dan berhasil mencatat bisnis ritel nasional sebesar \$4.072 miliar AS atau sekitar Rp60.000 triliun berkat populasi sekitar 1.402 juta jiwa. India menempati peringkat kedua dengan total GRDI 64,4. Sementara itu, Malaysia berada di urutan ke-3 dengan total GRDI 54,1. Ke-2 negara ini sukses menjaga ranking mulai pra-pandemi Covid-19 pada tahun 2019. Indonesia menempati peringkat keempat setelah Malaysia dengan bisnis ritel nasional mencapai \$407 miliar AS atau serupa dengan Rp6.044 triliun, dan total angka GRDI sebesar 53,0. Prestasi ini patut diapresiasi karena meskipun dalam keadaan pandemi, Indonesia sukses naik satu ranking jika ditimbang dengan total GRDI pada tahun 2019 (Naurah, 2022). Oleh karena itu, para pelaku usaha bersaing dalam bidang penjualan secara kompetitif dan dinamis dengan selalu memperhatikan persaingan di lingkungan bisnis untuk mendukung strategi pemasaran (Triantono & Suryadi, 2021).

Supermarket merupakan jenis toko yang menyediakan berbagai produk kebutuhan sehari-hari dan menerapkan sistem pelayanan yang khusus berdasarkan frekuensi belanjanya akan mempengaruhi kuantitas jenis barang (Purwaningsih et al., 2020). *Supermarket XYZ* adalah salah satu toko ritel yang ada di Indonesia dengan menjual berbagai macam kebutuhan pokok, seperti apel,

roti, mentega, keju, jagung, gula, telur, es krim, susu, dan cokelat. Pada *Supermarket XYZ*, ini setiap pengunjung bebas memilih barang apa yang dibeli dan kebebasan itu menyulitkan karyawan untuk melakukan penataan tata letak produk sehingga tidak cocok dengan cara kombinasi pembelian konsumen. Pada *supermarket XYZ* penempatan *item* produk masih diletakkan pada area yang berbeda atau secara acak di dalam toko, dengan tidak memperhatikan perilaku pembelian pelanggan, sehingga tidak memberikan kemudahan berbelanja kepada pelanggan.

Produk penjualan yang sering muncul atau dibeli secara bersamaan oleh konsumen dengan menggunakan data persentase pembelian pelanggan. Misalnya, jika data menunjukkan lebih dari 55% pembelian produk A juga melibatkan pembelian produk B, maka dapat disimpulkan bahwa hubungan antara kedua produk cocok. Sehingga untuk mengatasi masalah tata letak, *supermarket* dapat menempatkan dua produk atau lebih dalam tempat yang berdekatan. Hal tersebut, dapat memudahkan pelanggan untuk membeli produk lebih dari 1 *item*. Proses pengelompokan data transaksi di *Supermarket XYZ* menggunakan metode *market basket analysis* dalam menganalisis perilaku pembelian konsumen untuk mengidentifikasi asosiasi antara beberapa jenis *product* yang ditempatkan dalam keranjang belanja disuatu *itemset* produk yang dibeli konsumen sesuai dengan aturan asosiasi (Artsitella et al., 2021). Misalnya, jika pelanggan membeli roti, maka ia juga akan membeli susu secara bersamaan. Hal tersebut untuk menemukan relasi antara kombinasi *item* yang dibeli secara bersama dengan penjualan silang dari kedua produk saling berkaitan. *Market basket* termasuk sebagian metode pengaplikasian aturan *association rule*. *Association rule mining* untuk melakukan kombinasi *item* dengan aturan analisis penjualan disuatu *supermarket* yang memiliki kemungkinan besar pelanggan membeli dua *item* atau lebih secara bersamaan (Artsitella et al., 2021).

Menurut penelitian yang diteliti purwaningsih dkk (2020) dengan judul penelitian Redesain Tata Letak Produk di *Supermarket* Berdasarkan Perilaku Pembelian dengan Metode *Market Basket Analysis* menunjukkan bahwa perbaikan tata letak dari yang sebelumnya menghasilkan pengurangan jarak 10% antar produk (Purwaningsih, 2020). Penelitian selanjutnya dilakukan oleh suryani dkk (2021) dengan judul penelitian Analisis *Layout* Produk dengan Metode *Market Basket Analysis* (MBA) pada Swalayan CG Mart Pasir Putih Kabupaten Kampar menghasilkan bahwa terdapat perubahan 14 tata letak pada swalayan (Suryani, 2021). Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Aulia dkk (2023) yang berjudul Analisis Tata Letak Fasilitas Toko Prima Freshmart SV IPB Melalui Metode *Activity Relationship Chart* (ARC) dan *Total Closeness Rating* (TCR) menunjukkan tata letak fasilitas tertinggi berdasarkan nilai TCR adalah gudang dengan nilai 247 (Aulia, 2023). Penelitian yang ke-4 diteliti oleh Hartanto dkk (2023) dalam judul Perancangan Tata Letak Toko Ritel Berdasarkan Pola Belanja Konsumen Dengan *Market Basket Analysis* mengetahui rancangan *layout* paling optimal berdasarkan Algoritma *FP-Growth* melalui nilai total jarak *rectilinear* terkecil adalah 1.609,5 (Hartanto, 2023). Sedangkan pada penelitian ke 5 dilakukan oleh Putra dkk (2022) yang berjudul *Relayout Supermarket X* Menggunakan Metode *Market Basket Analysis* dan *Blocplan* dari 23 produk menghasilkan 37 pasang produk dilakukan telaah *Activity Relationship Chart* kemudian 10 *product* departemen dilakukan telaah *blocplan* dan menghasilkan 3 alternatif *layout* usulan untuk *blocplan* skor tertinggi adalah tampilan alternatif 1 dengan skor 0,35 (Putra, 2022). Perbedaan penelitian ini berdasarkan penelitian sebelumnya yaitu, penelitian ini menghasilkan *output* aplikasi yang digunakan untuk menentukan tata letak dari *supermarket XYZ*.

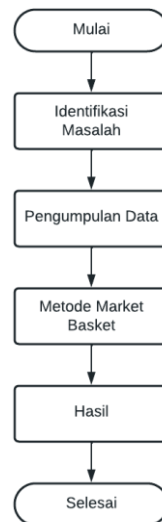
Penelitian ini bertujuan untuk memudahkan karyawan *supermarket XYZ* dalam mengimplementasikan penempatan tata letak produk yang paling sering muncul atau dibeli oleh konsumen secara bersamaan. Sistem penataan produk tersebut, memudahkan konsumen untuk menemukan produk yang ingin dibeli. Penataan letak *item* bukan hanya memastikan tampilan secara nyata, tetapi juga berkaitan terhadap kenyamanan dan kemudahan dalam berbelanja (Purwaningsih et al., 2020).

METODE PENELITIAN

1. Kerangka Penelitian

Gambar 1 merupakan kerangka penelitian untuk analisis data penjualan pada *Supermarket* Menggunakan Metode *Market Basket*. Proses penelitian dimulai dari mengidentifikasi masalah yang akan diaplikasikan pada *rapid minner* untuk perbandingan hasil dari hubungan asosiasi yang terjadi antar penjualan *item* di *Supermarket XYZ*. Kemudian, dilanjutkan dengan pengumpulan data menggunakan data sekunder melalui *website Kaggle*

untuk menganalisis data penjualan di *supermarket* berdasarkan penjualan produk yang sering dibeli. Selanjutnya, memproses data menggunakan metode *market basket* dengan *association rule mining* untuk melakukan kombinasi *item* dengan aturan analisis di *supermarket*. Setelah itu, hasil dari penelitian tersebut akan dianalisis dengan menggunakan metode *market basket* (Aklani et al., 2023).



Gambar 1. Kerangka Penelitian

2. Identifikasi Masalah

Untuk mencapai tujuan dari penelitian, memanfaatkan analisis permasalahan dan pemecahan masalah menggunakan metode *market basket analysis*. Permasalahan dimulai dari pengunjung yang bebas memilih barang apa saja untuk dibeli, sehingga kebebasan itu menyulitkan karyawan melakukan penataan tata letak produk. Oleh karena itu, penelitian ini membahas tentang penataan tampilan *product* dengan mengaplikasikan metode *market basket analysis* pada *supermarket XYZ* (Nurtanaya et al., 2023).

3. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini menerapkan data sekunder. Data sekunder, dengan cara data yang dikumpulkan dari pihak lain atau tidak secara langsung, biasanya diperoleh dari buku, *website*, diagram, grafik, dan lain-lain (Abdhul, 2023). Pada penelitian ini, data sekunder diperoleh dari *website Kaggle* untuk menganalisis data penjualan di *supermarket XYZ* dengan menggunakan penelitian terdahulu.

4. Metode Market Basket Analysis

Market basket analysis atau disebut juga keranjang belanja bertujuan guna pengidentifikasian kombinasi *item* dalam transaksi penjualan. Tujuannya untuk melakukan kombinasi produk yang sering muncul atau dibeli oleh konsumen (Ramadhan & Setiawan, 2021). Pada analisis keranjang belanja (*market basket analysis*), data yang diperlukan minimal 2 *item* produk disetiap transaksi. Variabel yang terlibat adalah identifikasi transaksi dengan nama *item*. Sementara itu, untuk prakiraan, parameter data yang diterapkan adalah nama *item*, menurut aturan asosiasi yang tercipta dari hasil analisis keranjang belanja yang telah dilakukan sebelumnya (Haristyarini & Yustanti, 2021).

Analisis asosiasi merupakan metode penggalian data yang digunakan untuk memperoleh asosiasi *rule* dalam kombinasi produk. Tahap utama dalam asosiasi *rule* adalah mengidentifikasi kombinasi yang sering muncul dalam basis data atau pola frekuensi tinggi (*frequent patterns*) (Umar et al., 2022).

Algoritma Apriori sebuah algoritma penggalian data untuk memperoleh *rule* asosiasi (*association rules*) guna mengidentifikasi hubungan antar kombinasi *item*. (Rifqy Alfyan et al., 2019). Analisis asosiasi menjadi dasar teknik *data mining* untuk mendapatkan algoritma dengan pola frekuensi tinggi (Studi et al., 2019). Selain itu, ada metodologi dasar analisis

asosiasi dibagi menjadi 2 tahapan, sebagai berikut:

a. Analisa Model Frekuensi Tinggi

Pada *fase* ini, dilakukan pengalihan gabungan barang yang melengkapi persyaratan minimal bobot dukungan. Dukungan (*support*) dari sebuah *item* dihitung menggunakan rumus sebagai berikut:

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

Kemudian nilai *support* dari 2 *item* didapat dengan rumus [jurnal 11]:

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

Frekuensi *itemset* merupakan kumpulan *item* dengan memiliki intensitas kesamaan melebihi nilai terendah yang telah ditentukan ($\emptyset$). Seperti, jika $\emptyset = 2$, maka dari itu semua *frequent itemset* dengan kesamaan 2 kali atau lebih bisa disebut sebagai frekuensi. Perkumpulan pada frekuensi *k-itemset* disimbolkan sebagai F_k .

b. Pembentukan Aturan Asosiatif

Setelah pola *max frequent* didapat, tahap berikutnya adalah menelusuri asosiasi *rule* yang mencukupi syarat minimal untuk tingkat kepercayaan (*confidence*) yang ditetapkan. Dengan menjumlahkan bobot *confidence* dari aturan asosiatif $A \cup B$, yang didapat dari rumus (Raudhah et al., 2022):

$$Confidence\ P(B|A) = \frac{JML\ Transaksi\ A\ dan\ B}{JML\ Transaksi\ A} \times 100\% \quad (3)$$

Agar dapat memilih aturan asosiasi yang akan digunakan, langkah pertama adalah melakukan pengurutan berdasarkan nilai dukungan (*support*) dan tingkat kepercayaan (*confidence*). Aturan-aturan tersebut kemudian dipilih sebanyak n atau dipilih sejumlah aturan dengan hasil terbesar. (Rifqy Alfian et al., 2019).

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Dataset

Dataset *supermarket* yang diaplikasikan pada penelitian ini didapatkan melalui *website Kaggle*, data yang digunakan untuk melakukan analisis transaksi penjualan menggunakan 80% dari data yang diambil dari *Kaggle* untuk penggunaan data pada kasus penelitian ini, dataset *supermarket* dapat dilihat di Tabel 1. *Dataset*.

Tabel 1. *Dataset*

TRS	Ap	Br	Bu	Ch	Co	Su	Eg	IC	Mi	Cc
TRS 1	0	1	0	0	1	1	0	1	0	1
TRS 2	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
TRS 3	1	0	1	0	0	0	0	1	1	1
TRS 4	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0
TRS 5	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
TRS 6	1	1	1	1	0	0	0	1	0	1
TRS 7	0	0	1	0	0	0	1	1	1	0
TRS 8	1	0	0	1	0	1	1	0	0	0
TRS 9	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1
TRS 10	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0
TRS 11	1	1	0	1	0	1	1	1	0	1
TRS 12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

TRS	Ap	Br	Bu	Ch	Co	Su	Eg	IC	Mi	Cc
TRS 13	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0
TRS 14	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
TRS 15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TRS 16	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0
TRS 17	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1
TRS 18	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0
TRS 19	0	1	0	0	1	1	0	1	1	0
TRS 20	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0
..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..
TRS100	1	1	1	0	0	1	0	0	1	1

Sumber: Kaggle.com

Untuk memudahkan proses perhitungan, dilakukan inisialisasi untuk header tabel maupun itemset, berikut kode inisialisasi:

- | | |
|--------------------|-------------------|
| a. Transaksi (TRS) | g. Sugar (Su) |
| b. Apple (Ap) | h. Eggs (Eg) |
| c. Bread (Br) | i. Ice Cream (IC) |
| d. Butter (Bu) | j. Milk (Mi) |
| e. Cheese (Ch) | k. Chocolate (Cc) |
| f. Corn (Co) | |

2. Perhitungan *Frequent 1-Itemset*

Pada tahap ini dilakukan perhitungan secara manual dengan menghitung masing – masing satuan *item* pembelian yang dibeli oleh konsumen melalui data transaksi, pada perhitungan ini ditentukan nilai minim *support* nya adalah 0.2 (20%), dapat dilihat di Tabel 2. *Frequent Itemset-1*.

Tabel 2. *Frequent Itemset-1*

No	Item	Hitung Support	Nilai Support
1	Ap	$(41/100) \times 100\%$	41%
2	Br	$(38/100) \times 100\%$	38%
3	Bu	$(35/100) \times 100\%$	35%
4	Ch	$(33/100) \times 100\%$	33%
5	Co	$(19/100) \times 100\%$	19%
6	Su	$(36/100) \times 100\%$	36%
7	Eg	$(16/100) \times 100\%$	16%
8	IC	$(36/100) \times 100\%$	36%
9	Mi	$(31/100) \times 100\%$	31%
10	Cc	$(45/100) \times 100\%$	45%

3. *Frequent 1-Itemset* Memenuhi Nilai *Support*

Pada tahap ini merupakan tahap eliminasi *itemset* menurut nilai *support* yang kurang dari nilai *support* yang sudah disepakati yakni 0.2 (20%) *itemset* yang sudah memenuhi nilai *support*, dilihat di Tabel 3. *Frequent Itemset-1* Memenuhi.

Tabel 3. *Frequent Itemset-1* Memenuhi

No	Item	Hitung Support	Nilai Support
1	Ap	$(41/100) \times 100\%$	41%
2	Br	$(38/100) \times 100\%$	38%
3	Bu	$(35/100) \times 100\%$	35%
4	Ch	$(33/100) \times 100\%$	33%
5	Su	$(36/100) \times 100\%$	36%
6	IC	$(36/100) \times 100\%$	36%
7	Mi	$(31/100) \times 100\%$	31%
8	Cc	$(45/100) \times 100\%$	45%

4. Perhitungan *Frequent 2-Itemset*

Pada tahap ini merupakan tahapan untuk perhitungan antara penggabungan kedua *item* dari *frequent 1-itemset* yang nilai *support*-nya telah memenuhi, terdapat 8 *item* produk yang memenuhi nilai *support*-nya dari *frequent itemset* 1, penggabungan antara item dapat dilihat di Tabel 4. *Frequent Itemset-2*.

Tabel 4. *Frequent Itemset-2*

No	Item	Hitung Support	Nilai Support
1	Ap, Br	$(16/100) \times 100$	16%
2	Ap, Bu	$(18/100) \times 100$	18%
3	Ap, Ch	$(16/100) \times 100$	16%
4	Ap, Su	$(15/100) \times 100$	15%
5	Ap, IC	$(17/100) \times 100$	17%
6	Ap, Mi	$(16/100) \times 100$	16%
7	Ap, Cc	$(23/100) \times 100$	23%
8	Br, Bu	$(18/100) \times 100$	18%
9	Br, Ch	$(16/100) \times 100$	16%
10	Br, Su	$(16/100) \times 100$	16%
11	Br, IC	$(17/100) \times 100$	17%
12	Br, Mi	$(16/100) \times 100$	16%
13	Br, Cc	$(22/100) \times 100$	22%
14	Bu, Ch	$(19/100) \times 100$	19%
15	Bu, Su	$(16/100) \times 100$	16%
16	Bu, IC	$(11/100) \times 100$	11%
17	Bu, Mi	$(13/100) \times 100$	13%
18	Bu, Cc	$(19/100) \times 100$	19%
19	Ch, Su	$(14/100) \times 100$	14%
20	Ch, IC	$(17/100) \times 100$	17%
21	Ch, Mi	$(12/100) \times 100$	12%
22	Ch, Cc	$(14/100) \times 100$	14%
23	Su, IC	$(18/100) \times 100$	18%
24	Su, Mi	$(10/100) \times 100$	10%
25	Su, Cc	$(19/100) \times 100$	19%
26	IC, Mi	$(12/100) \times 100$	12%
27	IC, Cc	$(21/100) \times 100$	21%
28	Cc, Mi	$(19/100) \times 100$	19%

5. *Frequent 2-Itemset* Memenuhi Nilai *Support*

Pada tahap ini merupakan data yang nilai *support*-nya melebihi 0.2 (20%) dari penggabungan 2 *itemset*, berikut data yang memenuhi dapat dilihat di Tabel 5. *Frequent 2-Itemset* Memenuhi.

Tabel 5. *Frequent 2-Itemset* Memenuhi

No	Item	Hitung Support	Nilai Support
1	Ap, Cc	$(23/100) \times 100\%$	23%
2	Br, Cc	$(22/100) \times 100\%$	22%
3	IC, Cc	$(21/100) \times 100\%$	21%

6. Perhitungan *Frequent 3-Itemset*

Pada tahap ini merupakan tahapan untuk perhitungan antara penggabungan tiga *item* dari *frequent 2-itemset* yang nilai *support*-nya telah memenuhi, penggabungan antara item dapat dilihat di Tabel 6. *Frequent Itemset* 3.

Tabel 6. *Frequent Itemset 3 Memenuhi*

No	Item	Hitung Support	Nilai Support
1	Ap, Br, Cc	$(9/100) \times 100\%$	9%
2	Ap, IC, Cc	$(10/100) \times 100\%$	10%
3	Br, IC, Cc	$(11/100) \times 100\%$	11%
4	Ap, Br, IC	$(8/100) \times 100\%$	8%

Perhitungan *frequent 3-Itemset* tidak ada yang nilai nya memenuhi nilai *support* 0.2 (20%) maka dari itu perhitungan *frequent itemset* 3 diakhiri.

7. Penerapan Rule Association

Tahap ini dilakukan ketika menyelesaikan algoritma menggunakan apriori, langkah berikutnya adalah pencarian aturan asosiasi yang memenuhi tingkat kepercayaan terendah. Proses pembentukan aturan asosiasi dilakukan dengan perhitungan menggunakan aturan A ke B. Keefektifan *rule association* dapat dilihat melalui cara memeriksa bobot liftnya.

Lift mengindikasikan sejauh mana kekuatan aturan terhadap kejadian tidak urut berdasarkan *antecedent* dan *consequent*, dengan mempertimbangkan dukungannya. Hal ini dapat memberi data informasi mengenai peningkatan dan perbaikan probabilitas *consequent* terkait *antecedent*, berikut definisi lift (Maulidah, 2021).

$$Lift = \frac{Confidence}{Confidence Benchmark} \quad (4)$$

$$Benchmark Confidence = \frac{jumlah\ item\ dengan\ item\ consequent}{jumlah\ transaksi\ item} \quad (5)$$

Jika nilai lift melebihi 1, menunjukkan bahwa keuntungan dari aturan tersebut. Dengan tingginya nilai lift, menjadi kuat asosiasinya. Jika syarat minimal confidence adalah 0.55 (55%), maka nilai *confidence*-nya minimal 0.55 (55%), dapat dilihat di Tabel 7. Data *Rule Association*.

Tabel 7. *Data Rule Association*

No	Rule	Nilai Lift	Nilai Confidence
	a pembelian apple maka membeli chocolate	$(0.56/0.45) \times 100 = 1.24$	$(23/41) \times 100 = 56\%$
	a pembelian chocolate maka membeli apple	$(0.51/0.41) \times 100 = 1.24$	$(23/45) \times 100 = 51\%$
	a membeli bread maka membeli chocolate	$(0.57/0.45) \times 100 = 1.27$	$(22/38) \times 100 = 57\%$
	a membeli chocolate maka membeli bread	$(0.48/0.38) \times 100 = 1.26$	$(22/45) \times 100 = 48\%$
	a membeli ice cream maka membeli chocolate	$(0.58/0.45) \times 100 = 1.29$	$(21/36) \times 100 = 58\%$
	a membeli chocolate maka membeli ice cream	$(0.46/0.36) \times 100 = 1.28$	$(21/45) \times 100 = 46\%$

8. Rule Association Confidence Memenuhi

Pada tahap sebelum sudah ditentukan nilai *confidence* yaitu 0.55 (55%) berikut data yang nilai *confidence*-nya telah memenuhi, dapat dilihat di Tabel 8. *Rule Association Confidence* Memenuhi.

Tabel 8. *Rule Association Confidence Memenuhi*

No	Rule	Nilai Lift	Nilai Confidence
	a pembeli membeli apple maka membeli chocolate juga	1.24	56%
	a pembeli membeli bread maka membeli chocolate juga	1.27	57%

No	Rule	Nilai Lift	Nilai Confidence
	a pembeli membeli ice cream maka membeli chocolate juga	1.29	58%

9. Hasil Nilai *Support* & Nilai *Confidence* Memenuhi

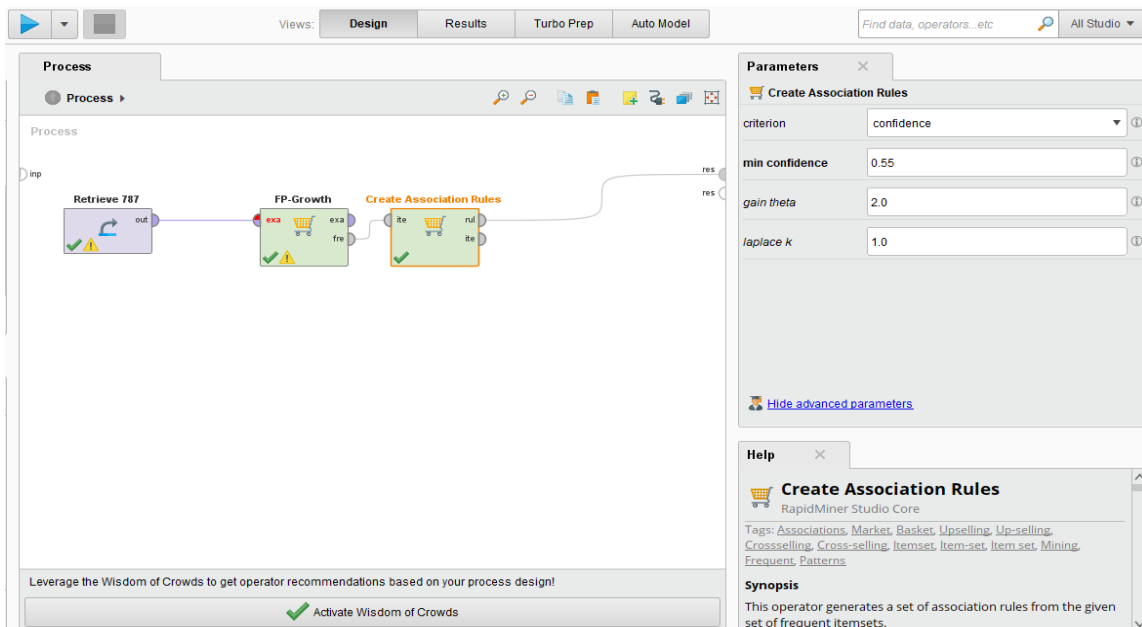
Hasil dari nilai dukungan (*support*) dengan nilai kepercayaan (*confidence*) sangat digunakan untuk menentukan solusi yang dibuat dan dapat menentukan produk apa yang sering muncul pada penjualan atau sering dibeli pelanggan secara bersamaan, dapat dilihat di Tabel 9. Hasil Nilai *Support* & Nilai *Confidence* Memenuhi.

Tabel 9. Hasil Nilai *Support* & Nilai *Confidence* Memenuhi

No	Rule	Nilai Support	Nilai Lift	Nilai Confidence
a	pelanggan membeli apple maka membeli chocolate	23%	1.24	56%
a	pelanggan membeli bread maka membeli chocolate	22%	1.27	57%
a	pelanggan membeli ice cream maka membeli chocolate	21%	1.29	58%

10. Pengujian Tools

Pengujian tools ini digunakan untuk kepastian perhitungan manual sudah sesuai dengan hasil *output* dari *tools* yang digunakan selain itu pada *tools* Rapid Miner juga sudah di *setting* nilai minimal *support* 0.2 (20%), dan juga nilai minimal *confidence* 0.55 (55%), penelitian ini menggunakan *tools* Rapid Miner sebagai pembandingan dari hasil perhitungan manual, berikut desain Rapid Miner dapat dilihat di Gambar 2. Desain Rapid Miner.



Gambar 2. Desain Rapid Miner

11. Hasil Pengujian Tools

Hasil yang muncul pada *tools* Rapid Miner dapat dilihat di Gambar 3. Hasil Pengujian *Tools*

s (Create Association Rules) ×							
No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	LaPlace	Gain	p
1	Apple	Chocolate	0.230	0.561	0.872	-0.590	0
3	Apple, Bread	Chocolate	0.090	0.562	0.940	-0.230	0
4	Bread, Cheese	Chocolate	0.090	0.562	0.940	-0.230	0
8	Bread	Chocolate	0.220	0.579	0.884	-0.540	0
12	Ice cream	Chocolate	0.210	0.583	0.890	-0.510	0
13	Cheese, Milk	Chocolate	0.070	0.583	0.955	-0.170	0
18	Apple, Ice cream	Chocolate	0.100	0.588	0.940	-0.240	0
19	Ice cream, Cheese	Chocolate	0.100	0.588	0.940	-0.240	0
24	Apple, Sugar	Chocolate	0.090	0.600	0.948	-0.210	0
33	Ice cream, Sugar	Chocolate	0.110	0.611	0.941	-0.250	0

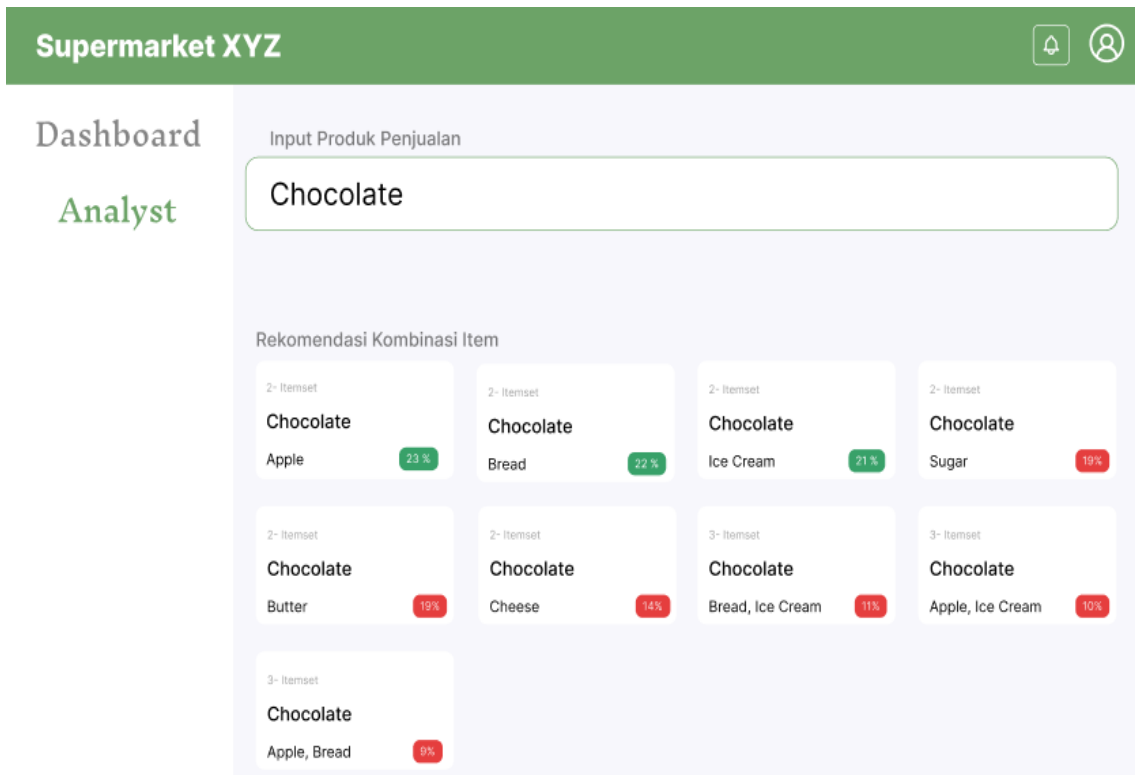
Gambar 3. Hasil Pengujian *Tools*

Dari kedua hasil pengujian antara pengujian menggunakan *tools* Rapid Miner dan juga perhitungan manual menunjukkan bahwa hasil dengan nilai *support* lebih dari 0.20 (20%) serta nilai *confidence* 0.55 (55%) terdapat 3 *rule*, yakni:

- Jika membeli apple maka membeli chocolate nilai *support*-nya 23% dan nilai *confidence*-nya adalah 56%.
- Jika membeli bread maka membeli chocolate nilai *support*-nya 22% dan nilai *confidence*-nya adalah 57%.
- Jika membeli ice cream maka membeli chocolate nilai *support*-nya 21% dan nilai *confidence*-nya adalah 58%.

12. Interface

Interface pada penelitian ini bertujuan untuk memberikan petunjuk bagaimana cara bekerja dari *analysis market basket* jika di implementasikan ke program, hasil dari Rapid Miner diimplementasikan kedalam program atau aplikasi untuk menghasilkan rekomendasi produk barang yang memiliki kecocokan atau yang paling sering di beli oleh customer. Dalam rekomendasi program tersebut memiliki 2 indikator yaitu berwarna merah dan hijau, jika indikator berwarna merah maka tidak cocok untuk diletakan secara sebelah, sedangkan jika indikator berwarna hijau maka produk tersebut memiliki kecocokan, dapat dilihat di Gambar 4. Hasil *Interface*.



Gambar 4. Hasil Interface

Dengan hasil penelitian ini maka pekerjaan karyawan *supermarket XYZ* dapat dengan mudah untuk menentukan penataan tata letak produk. Hasil penelitian ini juga mempunyai perbedaan berdasarkan penelitian sebelumnya yang kebanyakan menghasilkan denah untuk tata letak produk, seperti yang dilakukan penelitian oleh Purwaningsih dkk (Purwaningsih, 2020). Sedangkan penelitian ini menghasilkan program yang dapat digunakan oleh karyawan *supermarket XYZ* untuk penataan tata letak produk.

KESIMPULAN

Berdasarkan dari hasil penelitian ini dengan menerapkan metode market basket analysis yang diimplementasikan kedalam program sehingga dapat membantu untuk mempermudah pekerjaan karyawan *supermarket XYZ* dengan memprediksi produk - produk yang telah di *input*-kan dari hasil transaksi pembelian pelanggan. Pada program tersebut, terdapat 10 produk yang di *input*-kan dan menghasilkan 4 *product* yang sering dibeli oleh pelanggan, yakni cokelat, *apple*, roti, dan es krim pada satuan *product*. Dari keempat produk tersebut, menghasilkan 3 kombinasi tata letak cokelat berdekatan dengan apel menghasilkan 23%, cokelat berdekatan dengan roti menghasilkan 22%, dan cokelat berdekatan dengan es krim menghasilkan 21%.

SARAN

Saran untuk peneliti selanjutnya, nilai *confidence*-nya bisa lebih tinggi dari penelitian ini karena jika nilai *confidence* semakin tinggi, maka semakin meyakinkan untuk membantu menyelesaikan permasalahan tata letak pada *supermarket* agar sesuai dengan perilaku pembelian konsumennya.

DAFTAR PUSTAKA

- Aklani, S. A., Studi, P., Informasi, S., Ilmu, F., Batam, U. I., Ladi, B., Indah, T., & Batam, K. (2023). *ANALISIS DAN PENGEMBANGAN APLIKASI MOBILE DIET ARTIFICIAL INTELLIGENCE DENGAN PENDEKATAN*. 6(1), 48–58.
- Artsitella, C. R., Apriliani, A. R., & Ashari, S. (2021). Penerapan Association Rules - Market Basket Analysis untuk Mencari Frequent Itemset dengan Algoritma FP-Growth. *JURNAL AI-AZHAR INDONESIA SERI SAINS DAN TEKNOLOGI*, 6(2), 61. <https://doi.org/10.36722/sst.v6i2.661>

- Haristyarini, R., & Yustanti, W. (2021). Penerapan Metode Market Basket Analysis dengan Algoritma Eclat dan Prediksi dengan Artificial Neural Network pada Data Transaksi Penjualan. *Journal of Emerging Information Systems and Business Intelligence*, 02(3), 2021.
- Nurtanaya, B., Prayitno, E., Siregar, J., & Muharrom, M. (2023). Penggunaan Metode Analytical Hierarchy Process (Ahp) Dalam Menentukan Platform Online Food Delivery Terbaik. *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (Simika)*, 6(1), 10–22. <https://doi.org/10.47080/simika.v6i1.2080>
- Purwaningsih, R., Widharto, Y., Susanto, N., & Utami, L. T. (2020). Redesain Tata Letak Produk Di Supermarket Berdasarkan Perilaku Pembelian Dengan Metode Market Basket Analysis. *J@ti Undip : Jurnal Teknik Industri*, 15(3), 196–202. <https://doi.org/10.14710/jati.15.3.196-202>
- Ramadhan, R., & Setiawan, E. I. (2021). Market Basket Analysis untuk Swalayan KSU Sumber Makmur dengan Algoritma FP Growth. *Journal of Intelligent System and Computation*, 2(1), 34–39. <https://doi.org/10.52985/insyst.v2i1.149>
- Raudhah, R., Muhammad, I., & Ramadhany, S. (2022). Penerapan Market Basket Analysis dengan Menggunakan Metode Association Rule Untuk Pengenalan Pola Perilaku Konsumen. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(6), 2059. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i6.5221>
- Rifqy Alfian, A., Hafidzul Kahfi, A., Rizky Kusumayudha, M., & Rezki, M. (2019). Analisis Market Basket Dengan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Di Freshfood. *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*, 4(1), 1–8.
- Studi, P., Informatika, T., Teknologi, F., Dan, I., & Yogyakarta, U. T. (2019). *Analisis Simulasi Penjualan Barang Dengan Menggunakan Apriori Pada Mini Market Kirana Berbasis Web*.
- Triantono, A., & Suryadi, A. (2021). Analisis Penempatan Produk dengan Metode Market Basket Analysis dan Activity Relationship Chart (Studi Kasus : Sakinah Supermarket). *Juminten*, 2(6), 13–24. <https://doi.org/10.33005/juminten.v2i6.358>
- Umar, E., Manongga, D., & Iriani, A. (2022). Market Basket Analysis Menggunakan Association Rule dan Algoritma Apriori Pada Produk Penjualan Mitra Swalayan Salatiga. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(3), 1367. <https://doi.org/10.30865/mib.v6i3.4217>
- Abd hul, Y. (2023, Mei 9). deepublishstore. Retrieved from deepublishstore: <https://deepublishstore.com/blog/data-sekunder-penelitian/>
- Aulia, B. (2023). Analisis Tata Letak Fasilitas TokoPrima FreshmartSV IPB Melalui Metode Activity Relationship Chart (ARC) Dan Total Closeness Rating (TCR) . *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan*, 128-134.
- Hartanto, N. H. (2023). Perancangan Tata Letak Toko Ritel Berdasarkan Pola Belanja Konsumen Dengan Market Basket Analysis. *Jurnal AL-AZHAR INDONESIA SERI SAINS DAN TEKNOLOGI*, 119 - 127.
- Maulidah, A. (2021). PENERAPAN METODE ASSOCIATION RULEMINING UNTUK ASOSIASI ULASAN TERHADAP ASPEK TEMPAT WISATA JAWA TIMUR PARK 3. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 1029 - 1038.
- Naurah, N. (2022, Juli 25). Daftar Negara dengan Indeks Pasar Ritel Terbesar, Indonesia Peringkat Berapa? Retrieved from goodstats.id: <https://goodstats.id/article/daftar-negara-dengan-indeks-pasar-ritel-terbesar-di-dunia-indonesia-peringkat-berapa-dJ8v7#:~:text=Potensi%20pasar%20ritel%20di%20Indonesia,dengan%20nilai%20total%2053%2C0.&text=Perusahaan%20konsultan%20global%20Kearney%20mela>
- Putra, A. P. (2022). Relayout Supermarket X Menggunakan Metode Market Basket Analysis dan Blocplan. Seminar dan Konferensi Nasional IDEC 2022.
- Suryani, S. (2021). Analisis Layout Produk dengan Metode Market Basket Analysis (MBA) pada Swalayan CG Mart Pasir Putih Kabupaten Kampar. *Jurnal Ekonomi Kiat*, 122 - 132.