

**REDESAIN TATA LETAK MINGGIR MART BERDASARKAN POLA PEMBELIAN  
KONSUMEN MENGGUNAKAN ASSOCIATION RULES-MARKET BASKET  
ANALYSIS**

**TUGAS AKHIR**

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Strata-1**

**Program Studi Teknik Industri - Fakultas Teknologi Industri**

**Universitas Islam Indonesia**



Disusun Oleh :

Nama : Nur Muchlisin

No. Mahasiswa : 17522170

**PROGRAM STUDI TEKNIK INDUSTRI PROGRAM SARJANA**

**FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI**

**UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA**

**YOGYAKARTA**

**2023**

## SURAT PERNYATAAN KEASLIAN

Saya mengakui bahwa tugas akhir ini adalah hasil karya saya sendiri kecuali kutipan dan ringkasan yang seluruhnya sudah saya jelaskan sumbernya. Jika dikemudian hari ternyata terbukti pengakuan saya ini tidak benar dan melanggar peraturan yang sah maka saya bersedia ijazah yang telah saya terima ditarik kembali oleh Universitas Islam Indonesia.

Yogyakarta, 11 Oktober 2023



(Nur Muchlisin)

17522170

## SURAT KETERANGAN PELAKSANAAN



### FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI

Gedung KH. Mas Mansur  
Kampus Terpadu Universitas Islam Indonesia  
Jl. Kaliurang km 14,5 Yogyakarta 55584  
T. (0274) 898444 ext. 4100, 4101  
F. (0274) 895007  
E. [fti@uii.ac.id](mailto:fti@uii.ac.id)  
W. [fti.uii.ac.id](http://fti.uii.ac.id)

### SURAT KETERANGAN PENELITIAN

Nomor: 266/Ka.Lab.Datmin/70/Lab.Datmin/XII/2023

#### ***Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh***

Kami yang bertanda tangan dibawah ini, menerangkan bahwa mahasiswa dengan keterangan sebagai berikut :

Nama : Nur Muchlisin  
No. Mhs : 17522170  
Dosen Pembimbing : Dr. Qurtubi, S.T., M.T.

Telah selesai melaksanakan penelitian yang berjudul "Redesain Tata Letak Minggir Mart Berdasarkan Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Association Rules-Market Basket Analysis" di Laboratorium Data Mining, Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia tercatat mulai tanggal 16 September 2023 sampai dengan tanggal 16 November 2023

Demikian surat keterangan kami keluarkan, agar dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

#### ***Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh***

Yogyakarta, 11 Desember 2023

Kepala Laboratorium  
Data Mining

Annisa Uswatun Khasanah, ST., M.B.A., M.Sc.

**LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PEMBIMBING**

**REDESAIN TATA LETAK MINGGIR MART BERDASARKAN POLA PEMBELIAN  
KONSUMEN MENGGUNAKAN ASSOCIATION RULES-MARKET BASKET  
ANALYSIS**



**Dosen Pembimbing**

**Dr. Qurtubi, S.T., M.T.**

**LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI**

**REDESAIN TATA LETAK MINGGIR MART BERDASARKAN POLA PEMBELIAN  
KONSUMEN MENGGUNAKAN ASSOCIATION RULES-MARKET BASKET  
ANALYSIS**

**TUGAS AKHIR**

Disusun Oleh :

Nama : Nur Muchlisin  
No. Mahasiswa : 17522170

Telah dipertahankan di depan sidang penguji sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Strata-1 Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri

Universitas Islam Indonesia  
Yogyakarta, 20 Desember 2023

**Tim Penguji**

Dr. Qurtubi, S.T., M.T.

Ketua

Wahyudhi Sutrisno, S.T., M.M., M.T.

Anggota I

Yuli Agusti Rochman, S.T., M.Eng.

Anggota II

**Mengetahui,**

**Ketua Program Studi Teknik Industri Program Sarjana  
Fakultas Teknologi Industri  
Universitas Islam Indonesia**



**Ir. Muhammad Ridwan Andri Permono, S.T., M.Sc., Ph.D., IPM.**

## **HALAMAN PERSEMBAHAN**

Dengan mengucapkan syukur kepada Allah SWT atas terselesaikannya Tugas Akhir dengan baik, Tugas Akhir ini saya persembahkan untuk kedua orang tua saya Ayah Kastubi dan Ibu saya Hartinah berkat doa dan dukungannya saya dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.

## HALAMAN MOTTO

*“Karena sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan.”*

(Q.S. Al-Insyirah: 5-6)

*“Di atas bumi dan di kolong langit tidak ada barang yang pantas dicari, dihindari atau ditolak secara mati-matian.”*

(Ki Ageng Suryomentaram)

## KATA PENGANTAR

*Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Puji syukur saya panjatkan kepada Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayahnya sehingga penulisan Tugas Akhir ini dapat terselesaikan dengan baik. Shalawat serta salam selalu tercurah kepada junjungan kita Nabi Muhammad SAW, keluarga, dan para sahabat yang telah mengantarkan kita dari zaman kegelapan menuju zaman yang terang benderang.

Tugas akhir ini merupakan salah satu syarat mendapatkan gelar Strata-1 pada program studi Teknik Industri, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia. Penulisan Tugas Akhir ini tidak terlepas dari berbagai rintangan yang dihadapi, akan tetapi penulis dapat melalui semuanya dengan baik. Selama penulisan dan penelitian ini juga tidak lepas dari berbagai pihak yang telah membantu. Untuk itu penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Hari Purnomo M.T. selaku Dekan Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.
2. Bapak Ir. Muhammad Ridwan Andi Purnomo, ST., M.Sc., Ph.D., IPM selaku Ketua Program Studi Teknik Industri Program Sarjana, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.
3. Bapak Dr. Qurtubi, S.T., M.T. selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang membantu mengarahkan penulisan Tugas Akhir.
4. Bapak Haryono selaku Direktur BUMKalMa Sendang Sumunar yang telah memberi izin dan membimbing penulis selama penelitian.
5. Bapak Kastubi dan Ibu Hartinah selaku kedua orang tua penulis yang telah memberikan doa dan dukungan berupa moril dan materil selama menjalani kehidupan perkuliahan sampai terselesaikan Tugas Akhir ini.
6. Nur Istikhomah dan Syaifudin Zuhri selaku kakak kandung dan kakak ipar saya yang telah memberikan dorongan dan semangat untuk menyelesaikan penulisan Tugas Akhir ini.

7. Serta semua pihak turut membantu yang tidak dapat penulis sebutkan satu-persatu selama penulisan Tugas Akhir.

Penulis menyadari bahwa penulisan Tugas Akhir ini masih jauh dari kata sempurna, karena sesungguhnya kesempurnaan hanya milik Allah SWT. Penulis berharap agar Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat khususnya bagi penulis sendiri dan bagi para pembaca pada umumnya.

*Wassalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Yogyakarta, 11 Oktober 2023

Penulis

Nur Muchlisin

## ABSTRAK

Perkembangan usaha ritel berdampak pada persaingan antara para pelaku usaha ritel menjadi semakin ketat baik ritel yang sudah lama berdiri maupun ritel yang baru dirintis. Pertambahan jumlah penduduk yang banyak menjadi salah satu faktor yang berpotensi pada usaha ritel di Indonesia semakin berkembang. Jumlah penduduk yang besar juga berpengaruh pada perilaku pembelian konsumen itu sendiri. Keputusan pembelian seseorang salah satunya dipengaruhi oleh display produk. Pengelolaan display yang baik berpengaruh pada kemudahan menemukan barang dan menghemat waktu pencarian barang. Display produk juga berpengaruh pada keputusan konsumen yang tiba-tiba membeli produk meskipun tidak begitu memerlukannya. Minggir adalah salah satu ritel yang menjual berbagai kebutuhan pokok. Dalam peletakan produknya masih terdapat beberapa produk dengan kategori yang sama diletakan dalam rak yang saling berjauhan. Hal ini dapat menambah waktu konsumen untuk menemukan barang yang akan dibelinya. Selain itu juga terdapat kategori produk dengan perbedaan jenis antara *food* dan *non food* diletakan dalam satu rak yang sama. Hal ini dapat berpengaruh dari segi estetika di mata konsumen itu sendiri. Penelitian ini menggunakan *Association Rule – Market Basket Analysis* (AR-MBA) yang bertujuan untuk mengetahui pola pembelian konsumen Minggir Mart berdasarkan data transaksi penjualan dan melakukan tata letak usulan yang dapat diimplementasikan menggunakan *Activity Relationship Chart* (ARC) dan *Total Closeness Rating* (TCR) berdasarkan pola pembelian konsumen tersebut. Hasil penelitian diperoleh 21 aturan asosiasi antar kategori yang terbentuk dari 26 kategori produk yang telah ditentukan dengan nilai *minimum support* 30% dan *minimum confidence* 40%. Usulan perbaikan tata letak berdasarkan hubungan aturan asosiasi antar kategori menghasilkan tata letak dengan kedekatan kategori “*Toiletries*”, “*Beras-tepung-gula*”, “*Snack*” dan “*Drink*”. Hasil rekomendasi tata letak yang diusulkan memberikan efisiensi jarak sebesar 57,89% sehingga konsumen dapat berbelanja lebih cepat karena jarak antar produk yang sering dibeli konsumen letaknya berdekatan.

Kata kunci : *Association Rules-Market Basket Analysis*, Ritel, Tata Letak

## DAFTAR ISI

SURAT PERNYATAAN KEASLIAN .....	ii
SURAT KETERANGAN PELAKSANAAN .....	iii
LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PEMBIMBING .....	iv
LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI .....	v
HALAMAN PERSEMBAHAN .....	vi
HALAMAN MOTTO .....	vii
KATA PENGANTAR .....	viii
ABSTRAK .....	x
DAFTAR ISI .....	xi
DAFTAR TABEL .....	xiv
DAFTAR GAMBAR.....	xv
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1. Latar Belakang .....	1
1.2. Rumusan masalah .....	3
1.3. Batasan Penelitian .....	3
1.4. Tujuan Penelitian .....	3
1.5. Manfaat Penelitian .....	4
1.6. Sistematika Penulisan .....	4
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....</b>	<b>5</b>
2.1. Kajian Literatur .....	5
2.2. Landasan Teori .....	8
2.2.1. Ritel .....	8
2.2.2. <i>Data Mining</i> .....	9
2.2.3. <i>Association Rules-Market Basket Analysis (AR-MBA)</i> .....	10

2.2.4.	<i>Algoritma FP-Growth</i> .....	11
2.2.5.	Tata Letak .....	12
2.2.6.	<i>Activity Relationship Chart (ARC)</i> .....	12
2.2.7.	<i>Total Closeness Rating (TCR)</i> .....	13
<b>BAB III METODE PENELITIAN</b> .....		15
3.1.	Objek Penelitian.....	15
3.2.	Jenis Data Penelitian .....	15
3.3.	Metode Pengumpulan Data.....	15
3.4.	Alur Penelitian .....	16
<b>BAB IV PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA</b> .....		19
4.1.	Pengumpulan Data .....	19
4.1.1.	Data Historis Transaksi .....	19
4.1.2.	Kategori Produk.....	19
4.2.	Pengolahan Data Transaksi Penjualan .....	21
4.2.1.	<i>Data Selection</i> .....	21
4.2.2.	<i>Data Pre-processing</i> .....	21
4.2.3.	<i>Data Transformation</i> .....	22
4.2.4.	Penentuan Parameter <i>Association Rules</i> .....	22
4.2.5.	<i>Data Mining</i> .....	23
4.3.	Rekomendasi Tata Letak.....	24
4.3.1.	<i>Activity Relationship Chart</i> .....	24
4.3.2.	<i>Total Closeness Rating</i> .....	25
<b>BAB V PEMBAHASAN</b> .....		29
5.1.	Pembahasan Aturan Asosiasi Antar Kategori .....	29
5.2.	Pembahasan Rekomendasi Tata Letak.....	32
<b>BAB VI PENUTUP</b> .....		37

6.1. Kesimpulan .....	37
6.2. Saran .....	39
DAFTAR PUSTAKA.....	40

**DAFTAR TABEL**

Tabel 2. 1 Simbol ARC .....	14
Tabel 2. 2 Bobot TCR.....	14
Tabel 4. 1 Kategori Produk.....	20
Tabel 4. 2 Data Integrasi.....	22
Tabel 4. 3 Parameter <i>Association Rules</i> .....	23
Tabel 4. 4 Aturan Asosiasi Antar Kategori .....	24
Tabel 4. 5 <i>Total Closeness Rating</i> .....	27
Tabel 4. 6 Urutan <i>Total Closeness Rating</i> .....	28
Tabel 5. 1 Jarak <i>Layout</i> Awal.....	35
Tabel 5. 2 Jarak <i>Layout</i> Usulan .....	35

**DAFTAR GAMBAR**

Gambar 3. 1 Alur Penelitian .....	17
Gambar 4. 1 Data Historis Transaksi.....	20
Gambar 4. 2 Data Transfromasi.....	23
Gambar 4. 3 <i>Activity Relationship Chart</i> .....	26
Gambar 5. 1 <i>Layout Awal</i> .....	33
Gambar 5. 2 <i>Layout Usulan</i> .....	33

## **BAB I**

### **PENDAHULUAN**

#### **1.1. Latar Belakang**

Perkembangan usaha ritel berdampak pada persaingan antara para pelaku usaha ritel menjadi semakin ketat baik ritel yang sudah lama berdiri maupun ritel yang baru dirintis (Sunyoto & Mulyono, 2022). Menurut Asosiasi Pengusaha Ritel Indonesia (APRINDO) pertumbuhan usaha ritel pada tahun 2022 mengalami peningkatan sebesar 2,5-3% lebih baik dibanding tahun sebelumnya (APRINDO, 2022). Dikutip dari Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2022 jumlah ritel di wilayah Kabupaten Sleman mencapai 361 unit (BPS, 2022).

Pertambahan jumlah penduduk yang banyak menjadi salah satu faktor yang berpotensi pada usaha ritel di Indonesia semakin berkembang. Jumlah penduduk yang besar juga berpengaruh pada perilaku pembelian konsumen itu sendiri. Perilaku pembelian konsumen ini bersifat unik, hal tersebut terjadi karena preferensi tiap orang pada sebuah produk akan berbeda-beda (Aryati, Akhmad, & Sulistyandari, 2023). Fenomena perubahan perilaku pembelian yang lebih fokus pada kemudahan dan kepraktisan membuat konsumen beralih tempat belanja ke ritel modern (Nisa, 2020). Ritel modern menawarkan berbagai pilihan produk dengan kualitas dan harga yang cukup kompetitif.

Untuk menghadapi persaingan yang semakin ketat, pelaku ritel dituntut untuk menerapkan manajemen ritel dengan tepat. Penerapan manajemen ritel dilakukan untuk meningkatkan profit perusahaan dengan cara mempengaruhi konsumen melakukan pembelian pada ritel tersebut. Keputusan pembelian seseorang salah satunya dipengaruhi oleh display produk (Dharma & Magdalena, 2020). Menurut Wilujeng et al. (2018) pengelolaan display yang baik berpengaruh pada kemudahan menemukan barang dan menghemat waktu pencarian barang. Display produk juga berpengaruh pada keputusan konsumen yang tiba-tiba membeli produk meskipun tidak begitu memerlukannya (Melati, 2012).

Minggir Mart adalah salah satu ritel modern yang menyediakan berbagai macam sembako dan kebutuhan pokok rumah tangga yang terletak di Kliran, Sendangagung,

Minggir, Sleman, Yogyakarta. Berdasarkan hasil wawancara, pengelolaan display produk yang dijual Minggir Mart belum memiliki dasar dalam penempatan produknya. Masih terdapat beberapa produk dengan kategori yang sama diletakan dalam rak yang saling berjauhan. Hal ini dapat menambah waktu konsumen untuk menemukan barang yang akan dibelinya. Selain itu juga terdapat kategori produk dengan perbedaan jenis antara *food* dan *non food* diletakan dalam satu rak yang sama. Hal ini dapat berpengaruh dari segi estetika di mata konsumen itu sendiri. Data transaksi penjualan Minggir Mart belum sepenuhnya dimanfaatkan. Selama ini data transaksi penjualan hanya disimpan sebagai arsip yang digunakan dalam pembuatan laporan penjualan. Selain sebagai arsip, data penjualan masih dapat dipakai dan diolah menjadi informasi yang bermanfaat untuk strategi pemasaran (Firmansyah & Merlina, 2020). Informasi yang berisi mengenai barang apa saja yang sering dibeli secara bersamaan akan membantu perusahaan karena dengan informasi ini dapat digunakan untuk merubah *display* toko mereka dengan meletakan produk yang terbeli bersamaan dalam satu area (Tappo, 2017).

Dalam kasus seperti ini *data mining* dapat dimanfaatkan untuk menggali dan mengelola informasi dari setiap data transaksi penjualan sehingga diperoleh pola pembelian produk oleh konsumen (Djamaludin & Nursikuwagus, 2017). Salah satu implementasi *data mining* yang sering digunakan adalah *Association Rule – Market Basket Analysis* (AR-MBA). AR-MBA bertujuan untuk menemukan *frequent itemset* dan membentuk *association rule* dari *frequent itemset* tersebut (Zul & Mulyati, 2022). Terdapat beberapa algoritma yang dipakai dalam penerapan AR-MBA yaitu Apriori, FP-Growth, dan Eclat. Algoritma FP-Growth memiliki performa yang lebih baik dibanding dengan algoritma Apriori dan Eclat serta dapat digunakan untuk memproses data dalam jumlah yang besar (Girotra, Nagpal, Minocha, & Sharma, 2013). Setelah mengetahui pola pembelian konsumen, informasi tersebut masih dapat digunakan untuk mengatur tata letak produk dalam toko. Dalam merencanakan tata letak toko dapat dilakukan dengan menggunakan metode *Activity Relationship Chart* (ARC) dan *Total Closeness Rating* (TCR). Kombinasi antara metode ARC dan TCR menghasilkan tata letak atau *layout* terbaik yang dapat dijadikan sebagai solusi dalam perubahan tata letak fasilitas yang ada (Mariboto, et al., 2023). Dengan melakukan pengelolaan tata letak yang baik mampu meningkatkan penjualan produk dalam upaya pemulihan investasi perusahaan (Suryani & Utami, 2021).

Berdasarkan uraian permasalahan diatas, penelitian ini menggunakan *Association*

*Rule – Market Basket Analysis* (AR-MBA) untuk mengetahui pola pembelian konsumen Minggir Mart berdasarkan data transaksi penjualan dan melakukan tata letak usulan yang dapat diimplementasikan menggunakan *Activity Relationship Chart* (ARC) dan *Total Closeness Rating* (TCR).

## **1.2. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang diatas, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana pola pembelian konsumen Minggir Mart berdasarkan metode *Association Rule-Market Basket Analysis* ?
2. Bagaimana rekomendasi tata letak Minggir Mart yang sesuai dengan pola pembelian konsumen ?
3. Berapa nilai efisiensi yang dihasilkan dari rekomendasi tata letak Minggir Mart ?

## **1.3. Batasan Penelitian**

Batasan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Sumber data penelitian berasal dari data transaksi penjualan bulan September pada Minggir Mart.
2. Rekomendasi tata letak tidak menggunakan unsur biaya dan jarak.
3. Penentuan tata letak hanya sampai pada tahap rekomendasi berdasarkan hasil analisis tidak sampai tahap implementasi.

## **1.4. Tujuan Penelitian**

Tujuan yang dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui aturan asosiasi pola pembelian konsumen Minggir Mart berdasarkan metode *Association Rule-Market Basket Analysis*.
2. Mengetahui rekomendasi tata letak yang sesuai dengan aturan asosiasi pola pembelian konsumen Minggir Mart.
3. Mengetahui nilai efisiensi rekomendasi tata letak pada Minggir Mart.

### **1.5. Manfaat Penelitian**

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Sebagai sarana untuk menerapkan keilmuan Teknik Industri yang berkaitan dengan *Association Rules-Market Basket Analysis* dalam pengaplikasiannya untuk mengetahui pola pembelian konsumen.
2. Sebagai bahan rekomendasi tata letak yang dapat diberikan untuk Minggir Mart dalam mengoptimalkan pengelolaan tata letak berdasarkan hasil analisis pola pembelian konsumen.
3. Sebagai bahan referensi penelitian lain dengan topik yang serupa.

### **1.6. Sistematika Penulisan**

Sistematika penulisan Laporan Tugas Akhir ini disusun kedalam enam bab secara sistematis seperti berikut:

#### **BAB I: PENDAHULUAN**

Bab ini menjelaskan tentang bagaimana latar belakang penelitian, permasalahan yang dihadapi, batasan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, serta sistematika penulisan laporan.

#### **BAB II: TINJAUAN PUSTAKA**

Bab ini menjelaskan tentang kajian literatur berupa penelitian sejenis yang telah dilakukan sebelumnya dan landasan teori dari berbagai landasan teori yang relevan.

#### **BAB III: METODE PENELITIAN**

Bab ini menjelaskan tentang metode penelitian yang meliputi lokasi penelitian, objek penelitian, jenis dan metode pengumpulan data, serta alur penelitian.

#### **BAB IV: PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA**

Bab ini menjelaskan tentang data yang digunakan dalam penelitian dan teknik pengolahan data berdasarkan metode yang telah ditentukan.

#### **BAB V: PEMBAHASAN**

Bab ini menjelaskan tentang hasil analisis pengolahan data berdasarkan rumusan masalah penelitian.

#### **BAB VI: PENUTUP**

Bab ini menjelaskan tentang kesimpulan hasil analisis yang menjawab rumusan masalah dan saran yang dapat diberikan.

## BAB II TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Kajian Literatur

Berdasarkan penelitian Wang et al. (2020) yang berjudul “*Analysis of TCM prescription rule of stroke based on FP-growth algorithm*” dengan tujuan untuk menganalisis resep obat tradisional (TCM) yang efektif untuk menekan angka kematian stroke di China. Data yang digunakan sebanyak 80 resep obat dengan 500 jenis obat herbal yang dikumpulkan dari *China Population Health Science Data Center*, buku pengobatan China, dan berbagai literatur. Penelitian ini menggunakan algoritma FP-Growth untuk mengidentifikasi obat herbal dalam setiap resep obat tradisional (TCM) dengan dua model *association rule* yaitu *one-dimensional association rule* dan *multidimensional association rule*. Dari *association rule* yang terbentuk dapat digunakan sebagai referensi pemilihan resep obat stroke bagi pasien dan dokter yang meliputi jenis obat, dosis, dan aturan pemakaiannya.

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Umadevi (2021) dengan judul “*Market Basket Analysis Of Medical Stores During Covid19 To Discover New Revenue Products*” yang bertujuan untuk mengidentifikasi produk yang paling sering digunakan dan rekomendasi produk baru saat pandemi Covid-19 di India. Data transaksi dikumpulkan dari 5 apotek yang berada di Tiruvallur, Tamilnadu sebanyak 1.150 transaksi selama periode Covid-19 pada tanggal 1 Maret sampai 1 April 2021. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah Apriori dengan bantuan *software* Weka 3.8.5. Dari penelitian ini diperoleh 26 *association rule* yang terdiri dari obat dan peralatan yang sering dibeli selama pandemi Covid-19. Penelitian ini juga merekomendasikan stok sandal *accupressure* tetap tersedia sebagai produk baru dan memperkenalkan produk tersebut lebih luas lagi sehingga berdampak pada peningkatan profit yang diperoleh apotek.

Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh Jadhav et al. (2023) dengan judul “*Association Rule Mining in Retail: Exploring Market Basket Analysis with Apriori Algorithm*” yang bertujuan untuk menemukan pola dari setiap data transaksi penjualan dalam jumlah yang besar. Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari *website* Kaggle sebanyak 9.835 transaksi dari sebuah perusahaan ritel dalam kurun waktu satu minggu. Penelitian ini menggunakan algoritma Apriori. Dari *association rule* yang terbentuk dapat digunakan untuk

memprediksi perilaku pelanggan dan juga dapat digunakan untuk bahan pertimbangan pengambilan strategi pemasaran bagi perusahaan ritel untuk menjaga ketersediaan stok barang.

Penelitian lain yang dilakukan oleh Nurmayanti et al. (2021) yang berjudul “*Market Basket Analysis with Apriori Algorithm and Frequent Pattern Growth (Fp-Growth) on Outdoor Product Sales Data*” dengan tujuan untuk mengetahui pola hubungan dalam setiap transaksi penjualan barang-barang outdoor. Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari salah satu toko outdoor yang berada di Nusa Tenggara Barat. Penelitian ini menggunakan 2 algoritma yang berbeda yaitu algoritma Apriori dengan menggunakan *software* Rstudio dan algoritma FP-Growth dengan menggunakan *software* RapidMiner. Dari keduanya diketahui bahwa *association rule* dengan level paling tinggi adalah pembelian kompor portabel maka konsumen juga akan membeli gas portabel.

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Alfianzah et al. (2020) yang berjudul “*Implementation of Apriori Algorithm Data Mining for Increase Sales*” dengan tujuan untuk menganalisis produk yang paling laku dan pola hubungan antar satu produk dengan produk lainnya. Penelitian ini dilakukan di Lakoe Dessert Pondok Kacang. Data yang digunakan sebanyak 209 transaksi pada periode Maret 2020. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma Apriori dengan bantuan *software* RapidMiner 5. Hasil penelitian dapat dijadikan sebagai bahan pertimbangan dalam menentukan strategi pemasaran Lakoe Dessert Pondok Kacang yang dapat diterapkan yaitu dengan memperbanyak stok barang yang paling laku dan mengurangi stok barang yang jarang dibeli konsumen.

Penelitian lain yang dilakukan oleh Ghassani et al. (2021) dengan judul “*Market Basket Analysis Using The FP-Growth Algorithm To Determine Cross-Selling*” yang bertujuan untuk menganalisis pola pembelian konsumen. Penelitian dilakukan di Koperasi KOACEM Sinar Mandiri. Data yang digunakan adalah data transaksi bulan November 2019 yang berjumlah 5.058 transaksi. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah FP-Growth dengan bantuan *software* RapidMiner. Dari hasil *association rule* yang terbentuk dapat digunakan sebagai upaya untuk meningkatkan penjualan yaitu dengan menerapkan teknik *cross selling* antar *item* yang dijual.

Lalu penelitian yang dilakukan Halim et al. (2019) yang berjudul “*Designing Facility Layout of an Amusement Arcade using Market Basket Analysis*” yang bertujuan untuk melakukan perancangan ulang pada fasilitas area game di daerah Surabaya. Mesin game

dikelompokkan berdasarkan pada usia pengunjung dengan jumlah keseluruhan 63 unit yang dibagi dalam 7 kategori permainan. Metode MBA digunakan untuk menganalisis pola perilaku pelanggan saat bermain game. Usulan layout pertama melibatkan *association rule* dari nama permainan yang sering dimainkan oleh pengunjung dan layout kedua didasarkan pada *association rule* dari tiap kategori permainan. Dengan kedua rancangan layout tersebut diharapkan dapat menambah pendapatan dari tiap mesin game yang digunakan bermain oleh pengunjung sehingga dapat meningkatkan keuntungan bagi perusahaan.

Penelitian yang dilakukan oleh Ramdhani et al. (2021) yang berjudul *The Layout Planning At Sehati Dua Minimarket, Ciawigebang, Kuningan (Market Basket Analysis and Activity Relationship Chart Approach)* yang bertujuan untuk mengoptimalkan penggunaan tata letak produk. Data yang digunakan sebanyak 2.540 transaksi yang diambil dari data penjualan bulan Januari sampai Juni 2020. Metode *Market Basket Analysis* (MBA) digunakan untuk menganalisis produk yang dibeli secara bersamaan dalam sekali transaksi. Hasil analisis pola pembelian konsumen ini digunakan sebagai dasar dalam penentuan layout baru. Melalui metode *Activity Relationship Chart* (ARC) diperoleh dua layout usulan. Penelitian ini diharapkan dapat menambah efisiensi penggunaan ruang dalam peletakan barang yang dijual menjadi semakin efektif sehingga dapat menarik konsumen melakukan *impulse buying*.

Adapun penelitian yang dilakukan oleh Ghadekar dan Dombe (2019) yang berjudul “*Image-Based Product Recommendations Using Market Basket Analysis*” yang bertujuan untuk memberikan rekomendasi produk saat berbelanja di *e-commerce*. Data dalam penelitian ini diambil dari beberapa *website e-commerce* yang menjual berbagai pakaian dengan total sebanyak 44.000 gambar produk. Dari berbagai gambar produk diolah menggunakan *Convolution Neural Network* (CNN) untuk mengidentifikasi tiap gambar pakaian kedalam produk yang berbeda. Penelitian ini menggunakan algoritma Apriori dengan bahasa pemrograman Python untuk mengidentifikasi pakaian yang paling sering dibeli oleh pelanggan. Dengan menggabungkan dua teknik tersebut menghasilkan daftar rekomendasi pakaian yang lebih akurat tidak hanya rekomendasi pakaian serupa namun juga jenis pakaian lain yang sering dibeli oleh konsumen tersebut.

Kemudian penelitian yang dilakukan oleh Cahyani et al. (2023) dengan judul “Analisis Perancangan Tata Letak Ritel Abdidaya Mart dengan Metode *Total Closeness Rating* (TCR)” yang bertujuan untuk menganalisis tata letak yang efisien dan ekonomis. Penelitian ini

dilakukan di Abdidaya Mart. *Activity Relationship Chart* (ARC) digunakan untuk memetakan kedekatan antar ruangan. Hasil analisis kedekatan tiap ruangan kemudian diolah *Total Closeness Rating* (TCR) untuk menentukan prioritas ruangan yang dibangun pertama kali. Dari kedua metode tersebut diperoleh rancangan layout usulan baru yang lebih efisien sehingga dapat mengurangi penumpukan kepadatan konsumen saat berbelanja.

## 2.2. Landasan Teori

### 2.2.1. Ritel

Ritel didefinisikan sebagai keseluruhan usaha yang terlibat dalam aktivitas penjualan barang dan jasa baik untuk keperluan pribadi atau rumah tangga. Ritel secara langsung mengarahkan pemasarannya untuk memenuhi kepuasan konsumen (Sunyoto & Mulyono, 2022). Menurut Utami (2017) ritel adalah aktivitas dalam memecah barang yang diproduksi oleh perusahaan dengan jumlah yang besar untuk memenuhi kebutuhan konsumen akhir dalam jumlah yang lebih kecil. Berdasarkan ukurannya Chaniago (2021) membagi ritel menjadi 4 kategori sebagai berikut:

1. Hypermarket, luas lahan  $> 5000\text{m}^2$
2. Supermarket, luas lahan  $1000\text{-}5000\text{m}^2$
3. Minimarket, luas lahan  $100\text{-}1000\text{m}^2$
4. Nanomarket, luas lahan  $< 50\text{m}^2$

Menurut teknologinya Chaniago (2021) membagi ritel dibagi menjadi 2 kategori sebagai berikut:

1. Ritel modern, yaitu ritel dengan karakteristik lokasi strategis, display barang yang rapi dan menarik, sistem pencatatan menggunakan IT, harga bersaing, dan memiliki *standar operating procedure* (SOP).
2. Ritel tradisional, yaitu ritel dengan karakteristik produk yang kurang lengkap, harga bisa ditawarkan, belum menggunakan sistem pencatatan dengan IT, dan pemilik yang langsung melayani konsumen.

Lalu berdasarkan pemasarannya Chaniago (2021) membagi ritel menjadi 3 kategori sebagai berikut:

1. Ritel *offline*, yaitu ritel yang melakukan penjualan langsung kepada konsumen.
2. Ritel *online*, yaitu ritel yang menjual barangnya secara *online* dimana setelah konsumen melakukan pemesanan maka barang akan dikirim dengan bantuan jasa ekspedisi.
3. Ritel *on-off*, yaitu ritel yang melakukan penjualan baik secara langsung ataupun dengan *online*.

### 2.2.2. Data Mining

*Data mining* didefinisikan sebagai proses penggalian sebuah informasi yang berharga dari data yang jumlahnya sangat besar (Tarigan, Hardinata, Qurniawan, Safii, & Winanjaya, 2022). Informasi yang digali bisa berupa pola tersembunyi yang ada didalam data, hubungan antar atribut data, maupun pembuatan model yang digunakan untuk kebutuhan peramalan (Adinugroho & Sari, 2018). Menurut Adinugroho dan Sari (2018) data mining dikelompokkan menjadi dua yaitu:

1. Metode deskriptif

Metode deskriptif mempunyai tujuan untuk menemukan pola, hubungan, atau penyimpangan dari suatu data agar lebih mudah untuk dipahami. Contoh dari metode ini adalah *clustering* dan *association rule (AR)*.

2. Metode prediktif

Metode prediktif bertujuan untuk memprediksi nilai dari sebuah variabel terhadap variabel lainnya. Contoh dari metode ini adalah klasifikasi dan regresi.

Saat ini data mining dikenal sebagai alat penting dalam mengelola sebuah informasi karena jumlah informasi yang meningkat secara signifikan. Data mining sering dipakai dalam penyebutan untuk *Knowledge Discovery in Database (KDD)* (Handoko & Lesmana, 2018). Menurut Muslim et al. (2019) langkah-langkah *data mining* yang sesuai dengan KDD adalah sebagai berikut:

1. *Cleaning dan Integration*

Data *cleaning* merupakan proses untuk menghilangkan *noise* pada data yang dianggap tidak relevan. Hal ini dapat terjadi karena data yang diperoleh dari *database* tidak selalu isiannya lengkap atau juga salah dalam penulisannya. Selanjutnya data *integration*

merupakan proses untuk mendapatkan *database* baru yang diperoleh dengan cara menggabungkan data dari satu *database* atau beberapa *database* sekaligus.

## 2. *Selection* dan *Transformation*

Data *selection* merupakan proses pemilihan data yang akan dipakai dan di analisis dari suatu *database* karena tidak semua data dalam *database* akan dipakai. Kemudian data *transformation* adalah proses mengubah dan menggabungkan data kedalam format lain.

## 3. *Mining*

*Mining* dikenal dengan proses penambangan data yang memakai metode untuk memperoleh informasi berharga dari suatu data yang letaknya tersembunyi.

## 4. *Evaluation* dan *Precentation*

Evaluasi pola berfungsi untuk menemukan pola-pola menarik dari suatu klasifikasi yang akan dievaluasi agar diketahui apakah hipotesa telah sesuai atau belum. Selanjutnya *knowledge precentation* merupakan langkah terakhir dari data mining yang menyajikan gambaran visualisasi dan pengetahuan dari metode yang dipakai untuk memberikan informasi kepada pengguna.

### **2.2.3. *Association Rules-Market Basket Analysis (AR-MBA)***

*Association Rule* merupakan teknik data mining dengan tujuan untuk menemukan aturan asosiasi antar item yang saling berkombinasi. Tahapan utama dalam *association rule* adalah menemukan *frequent patterns* yang berisi kombinasi item yang sering muncul dalam suatu *database* (Umar, Manongga, & Iriani, 2022). Terdapat dua syarat dalam *association rule* yaitu harus memenuhi *minimum support* dan *minimum confidence* (Gama, Putra, & Bayupati, 2016). Semakin tinggi nilai dari *support* dan *confidence* menyebabkan *association rule* yang diperoleh akan semakin sedikit (Vistrat & Lalic, 2017).

Penerapan *association rule* salah satunya dipakai dalam *Market Basket Analysis* (Artsitella, Apriliani, & Ashari, 2021). *Market Basket Analysis* (MBA) adalah metode untuk menganalisis *buying habit* dengan mengidentifikasi asosiasi beberapa barang berbeda yang ditaruh dalam *shopping basket* dari suatu transaksi pembelian (Astrina, Arifin, & Pujiyanto, 2019). Tahapan AR-MBA dibagi menjadi tiga parameter yaitu sebagai berikut:

### 1. *Support*

*Support* adalah tahapan yang dilakukan untuk menemukan kombinasi item dengan nilai minimum yang sudah ditentukan (Taufiq, Ungkawa, & Fitrianti, 2022). Berikut merupakan rumus untuk menghitung nilai *support*:

$$Support(A) = \frac{\sum \text{Transaksi yang mengandung } A}{\text{Total transaksi}}$$

Untuk menghitung *support* dengan 2 item digunakan persamaan sebagai berikut:

$$Support(A \cap B) = \frac{\sum \text{Transaksi yang mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total transaksi}}$$

### 2. *Confidence*

Setelah pola kombinasi terbentuk selanjutnya dilakukan pembentukan aturan asosiatif (*confidence*). *Confidence* digunakan untuk menentukan seberapa sering item B yang mengandung item A dalam setiap transaksi (Taufiq, Ungkawa, & Fitrianti, 2022). Berikut merupakan rumus untuk menghitung *confidence*:

$$Confidence(A|B) = \frac{\sum \text{Transaksi yang mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{Transaksi mengandung } A}$$

### 3. *Lift Ratio*

*Lift ratio* merupakan salah satu cara untuk mengetahui seberapa kuat aturan asosiasi. Nilai *lift ratio* menentukan valid atau tidaknya aturan asosiasi (Johan, Himilda, & Auliza, 2019). Berikut merupakan rumus dari menghitung *lift ratio*:

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

#### 2.2.4. *Algoritma FP-Growth*

Menurut Wijaya et al. (2020) FP-Growth adalah salah satu alternatif algoritma yang digunakan untuk menemukan *frequent itemset* dari sekumpulan data. Algoritma ini merupakan pengembangan algoritma Apriori. Proses *scanning database* hanya dilakukan satu atau dua kali saja, hal ini memberikan keuntungan penggunaan algoritma FP-Growth dibanding dengan algoritma Apriori yang melakukan *scanning database* berulang kali (Fitria, Nengsih, & Qudsi, 2017). Data yang diperoleh diurai menjadi kelompok data dengan pola yang lebih kecil, metode pertumbuhan pola ini dianggap lebih efisien dan memiliki skalabilitas tinggi. Konsep algoritma

FP-Growth adalah melakukan pencarian *frequent itemset* melalui pembentukan *frequent pattern tree (FP-Tree)* (Tahir & Sitompul, 2021). Menurut Munanda dan Monalisa (2021) tahapan FP-Growth adalah sebagai berikut:

1. Pembentukan *conditional pattern base*
2. Pembentukan *conditional FP-Tree*
3. Pencarian *frequent itemset*

### 2.2.5. Tata Letak

Tata letak merupakan keputusan strategis yang mempengaruhi efektivitas operasi dalam jangka yang panjang. Tata letak berdampak signifikan dalam menentukan daya saing perusahaan yang meliputi kapasitas, proses, fleksibilitas, suasana lingkungan kerja, interaksi dengan pelanggan, serta citra perusahaan itu sendiri (Suryani & Utami, 2021). Menurut Chaniago (2021) desain tata letak toko berdasarkan bentuknya dibagi menjadi 4, diantaranya:

1. *Grid/straight*, yaitu penyusunan rak dan barang-barang yang disusun lurus menghadap ke berbagai arah. Bentuk *layout* ini mempermudah konsumen melihat barang lain dalam jarak yang cukup jauh.
2. *Curving/loop*, yaitu penyusunan rak dan barang-barang yang disusun melengkung sehingga membuat konsumen berjalan berputar mengikuti jalur yang terkontrol melingkar di area toko.
3. *Free flow layout*, yaitu penyusunan rak dan barang-barang menyesuaikan pada bentuk ruangan dengan pola bebas, namun tetap mudah untuk diakses oleh konsumen.
4. *Mixed layout*, merupakan kombinasi ketiga *layout* diatas (*grid/straight*, *curving/loop*, dan *free flow layout*).

### 2.2.6. Activity Relationship Chart (ARC)

*Activity Relationship Chart (ARC)* merupakan metode sederhana yang digunakan dalam perancangan tata letak berdasarkan hubungan tingkat aktivitas. Apabila dua fasilitas atau mesin memiliki hubungan yang kuat maka letaknya perlu didekatkan dan begitu juga sebaliknya (Jamalludin, Fauzi, & Ramadhan, 2020). Menurut Erdiawan et al. (2016) simbol-simbol yang digunakan dalam ARC adalah sebagai berikut:

Tabel 2. 1 Simbol ARC

Kode	Warna	Deskripsi
A	Merah	Mutlak
E	Oren	Sangat penting
I	Hijau muda	Penting
O	Biru muda	Biasa
X	Coklat	Tidak diinginkan
U	Kuning	Tidak penting

### 2.2.7. Total Closeness Rating (TCR)

*Total Closeness Rating* (TCR) merupakan alat analisis yang memuat suatu kode untuk menggambarkan hubungan kedekatan tiap fasilitas atau departemen (Cahyani, Klarisa, Salcea, Sinatrya, & Alfather, 2023). Dalam menempatkan tiap departemen, TCR mengacu pada hasil perhitungan derajat kedekatan *Activity Relationship Chart* (ARC) (Mariboto, et al., 2023). Menurut Utama et al. (2022) perhitungan nilai TCR diperoleh dengan rumus sebagai berikut:

$$TCR = \sum W_i X_i$$

Keterangan:

$W_i$  = Kode kedekatan

$X_i$  = Bobot kedekatan

Tabel 2. 2 Bobot TCR

Kode	Bobot
A	81
E	27
I	9
O	3
X	1
U	0

Nilai TCR paling besar digunakan untuk menempatkan fasilitas atau departemen yang pertama kali. Apabila terdapat 2 fasilitas atau departemen yang memiliki nilai yang sama maka pemilihan dilakukan dengan melihat kode hubungan kedekatan (A) yang lebih banyak (Setiyawan, Qudsiyyah, & Mustaniroh, 2017).

## **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

#### **3.1. Objek Penelitian**

Penelitian ini dilakukan di Minggir Mart yang berlokasi di Kliran, Sendangagung, Minggir, Sleman yang berdiri pada tahun 2019. Minggir Mart berada dibawah naungan Badan Usaha Milik Kalurahan Bersama (BUMKalMa) Sendang Sumunar yang berfokus untuk mengelola dan mengembangkan sumber daya ekonomi sebagai usaha untuk meningkatkan kesejahteraan masyarakat khususnya warga Minggir. Objek dalam penelitian ini berupa data transaksi penjualan Minggir Mart dengan variabel yang dipakai dalam penelitian ini adalah kode transaksi dan nama barang.

#### **3.2. Jenis Data Penelitian**

Jenis data yang dipakai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Data Primer

Data primer yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui pengamatan atau observasi langsung pada Minggir Mart. Selain itu data primer diperoleh melalui wawancara pada pengelola dan karyawan Minggir Mart.

2. Data Sekunder

Data sekunder diperoleh dari berbagai sumber yang meliputi jurnal, buku, dan artikel dari penelitian terdahulu yang membantu dan menunjang proses penelitian ini dilakukan.

#### **3.3. Metode Pengumpulan Data**

Metode pengumpulan data yang dipakai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Data historis

Data historis yang digunakan dalam penelitian ini berupa data transaksi pada periode September.

2. Kajian literatur

Kajian literatur digunakan sebagai sumber informasi pendukung yang berupa jurnal, artikel, dan buku yang relevan dengan topik dalam penelitian ini.

### 3. Wawancara

Wawancara dilakukan untuk menggali informasi yang diperlukan dan informasi pendukung lain yang dibutuhkan dalam penelitian ini. Pihak yang menjadi narasumber adalah pengelola dan karyawan Minggir Mart.

### 4. Observasi langsung

Observasi langsung dilakukan melalui pengamatan langsung untuk mengetahui kondisi Minggir Mart dan melihat gambaran permasalahan yang akan diteliti.

## 3.4. Alur Penelitian

Berikut merupakan penjelasan alur penelitian yang dilaksanakan.

### 1. Mulai

### 2. Identifikasi masalah

Tahap awal ini dilakukan dengan mendeskripsikan latar belakang permasalahan penelitian. Selanjutnya permasalahan tersebut diidentifikasi menjadi rumusan masalah yang akan diteliti. Tahap ini juga berisi mengenai batasan penelitian dan tujuan dari penyelesaian permasalahan penelitian dilakukan.

### 3. Tinjauan pustaka

Tahap ini berisi tentang berbagai sumber informasi yang digunakan berupa kajian literatur dan landasan teori. Kajian literatur berisi penelitian terdahulu dengan topik yang serupa dengan penelitian yang akan dilakukan. Kemudian untuk landasan teori berisi tentang teori pendukung penelitian yang bersumber dari jurnal, artikel atau buku.

### 4. Pengumpulan data

Pada tahap ini pengumpulan data berupa data transaksi penjualan Minggir Mart dan data kategori produk.

### 5. Pengolahan data

#### a. Pengolahan data data transaksi penjualan

#### 1.) *Selection*

Proses pemilihan data transaksi penjualan Minggir Mart yang akan diolah.

#### 2.) *Pre-processing*

Proses penyiapan data sebelum dilakukan proses *data mining* dengan cara mengeliminasi data transaksi dianggap gagal atau data yang hanya memiliki

satu jenis *item* dan mengurangi variabel-variabel yang tidak digunakan dalam penelitian.

3.) *Transformation*

Proses transformasi data transaksi dari skala aktual menjadi skala tertentu. Dalam penelitian ini transformasi data transaksi kedalam bentuk bilangan biner.

4.) Parameter *association rule*

Proses ini berisi mengenai penentuan parameter *association rule* yang meliputi nilai *support* dan *confidence* yang akan digunakan dalam proses *mining*.

5.) *Data mining*

Proses pengolahan data menggunakan algoritma FP-Growth dengan bantuan *software* RapidMiner untuk memperoleh *association rule* dari data transaksi Minggir Mart.

b. Pengolahan rekomendasi tata letak

Hasil mining data transaksi juga digunakan untuk merancang tata letak dengan bantuan metode *Activity Relationship Chart* (ARC) dan *Total Closeness Rating* (TCR).

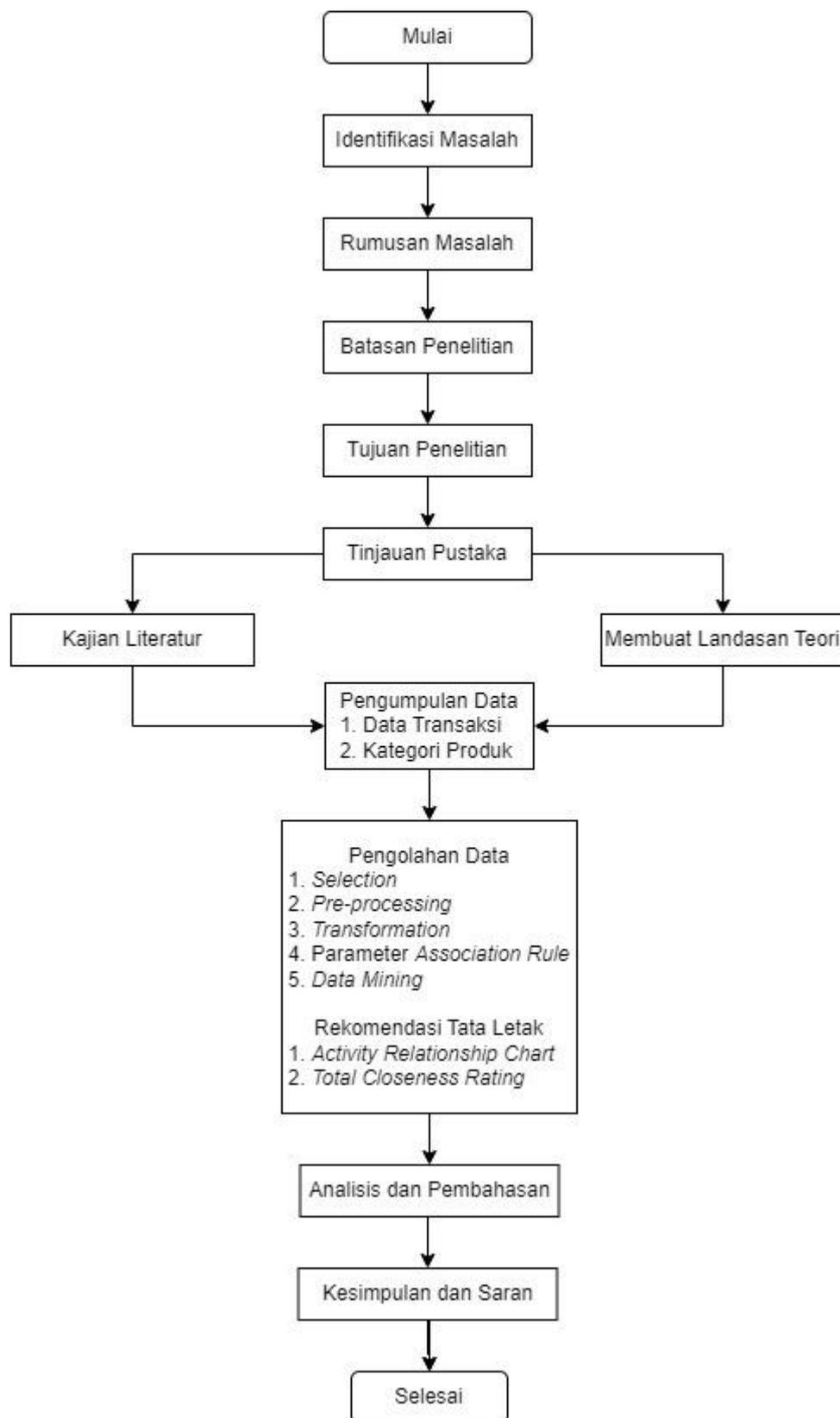
6. Analisis dan pembahasan

Tahap ini berisi tentang analisis data hasil pengolahan data transaksi penjualan dan tata letak yang dijelaskan secara lebih rinci.

7. Kesimpulan dan saran

Tahap terakhir berisi mengenai poin-poin penting penelitian untuk menjawab rumusan masalah yang diteliti.

8. Selesai



Gambar 3. 1 Alur Penelitian

## BAB IV

### PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

#### 4.1. Pengumpulan Data

##### 4.1.1. Data Historis Transaksi

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data transaksi penjualan Minggir Mart tanggal 1 September sampai dengan 30 September 2023 sebanyak 5.696 transaksi seperti gambar dibawah ini.

code	transaction_type	staff_name	DATE(s.created_at)	name	sku	qty	price
1740	cash	Siti	9/1/2023 8:08	Gula Pasir Kemasan 500g	1	1	6950
1740	cash	Siti	9/1/2023 8:08	Cussions baby Powder Fresh&Nourish 35+15gr	8998103018485	1	3500
1741	cash	Siti	9/1/2023 8:29	Cleo ECO 220ml	8996129809131	1	1000
1742	cash	Siti	9/1/2023 9:07	Korek Api KG Cricket	125536998745	1	4500
1743	cash	Siti	9/1/2023 9:09	Promag 1 Bliстер isi 10 tablet	8992858665000	1	8500
...	...	...	...	...	...	...	...
7434	cash	Siti	2023-09-30	Gudang Garam Surya 12 (12fsm)	8998989110129	1	24000

Gambar 4. 1 Data Historis Transaksi

##### 4.1.2. Kategori Produk

Penentuan kategori produk berdasarkan pada kemiripan masing-masing produk yang dijual oleh ritel. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Lusiani (2011) dan Febrianti et al. (2023) pengategorian produk dalam penelitian ini dapat dilihat pada tabel dibawah.

Tabel 4. 1 Kategori Produk

No.	Kategori	Subkategori
1.	<i>Beauty Kit</i>	Sisir, gunting kuku, kaca, kacamata, pinset
2.	<i>Apparel</i>	Pakaian dalam, kaos kaki, handuk, sandal, sarung tangan
3.	<i>Baby</i>	Popok, botol susu, makanan bayi, susu bayi

No.	Kategori	Subkategori
4.	<i>Breakfast</i>	Kopi bubuk, teh, sereal, susu bubuk, minuman bubuk, skm
5.	<i>Cigarette</i>	Rokok
6.	<i>Cleaner</i>	Deterjen, sabun cuci piring, pembersih lantai, pewangi, pembersih kaca
7.	<i>Condiment</i>	Garam, msg, kecap, saus, cuka, santan, <i>jelly powder</i>
8.	<i>Confectionery</i>	Permen, coklat
9.	<i>Cooking Oil</i>	Minyak goreng, mentega, margarin
10.	<i>Dairy</i>	Susu segar, keju, krim, yoghurt
11.	<i>Egg</i>	Telur
12.	<i>Electrical</i>	Baterai, lampu, kabel
13.	<i>Entertainment</i>	Mainan, olahraga, perlengkapan ultah
14.	<i>Healthcare</i>	Obat, vitamin, plester, kondom, masker
15.	<i>Houseware</i>	Alat makan, keset, serbet, sapu, kain pel, cantolan, spon mandi, spon cuci piring, semir sepatu, sikat cuci, sabut cuci
16.	<i>Insecticide &amp; Air Freshener</i>	Insektisida, pengharum
17.	Makanan instan	Mie instan, makanan kaleng, makanan beku, bubur instan
18.	<i>Jam &amp; spread</i>	Selai, meses, madu
19.	<i>Miscellaneous</i>	Korek api, pulsa, payung, jas hujan, lem, plastik
20.	<i>Drink</i>	<i>Softdrink</i> , teh kemasan, bir, jus, minuman jelly, susu uht, air mineral, minuman kesehatan, kopi cair, minuman ringan
21.	Siap makan	Roti, kue, es krim, jelly
22.	Beras-tepung-gula	Beras, tepung, gula
23.	<i>Sanitary</i>	Pembalut, tisu, <i>cotton buds</i> , kapas
24.	<i>Snack</i>	Modern, tradisional, biskuit, wafer, kacang
25.	<i>Stationery</i>	Alat tulis, kertas kado, buku

No.	Kategori	Subkategori
26.	<i>Toiletries</i>	<i>Haircare, oralcare, skincare, deodorant, shaver, parfum</i>

## 4.2. Pengolahan Data Transaksi Penjualan

### 4.2.1. Data Selection

Tahap pertama dalam mengolah data transaksi adalah memastikan data transaksi tidak ada yang kosong dan salah penulisannya atau dapat dikatakan data tidak ada yang gagal. Dari data transaksi bulan September sebanyak 5.696 data seluruhnya diolah pada tahap *pre-processing*.

### 4.2.2. Data Pre-processing

Penelitian ini menggunakan tiga tahapan data *pre-processing*. Tahap pertama yaitu melakukan data *cleaning* dengan menghapus data transaksi yang hanya memiliki satu barang. Dari jumlah total transaksi bulan September sebanyak 5.696 transaksi diperoleh 3.574 data yang akan diolah untuk pengategorian produk. Tahap kedua yaitu melakukan data *reduction* dengan menghapus atau mengurangi variabel data seperti variabel *transaction*, *staff*, *date*, *sku*, *qty*, dan *price*. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah *code* (kode transaksi) dan nama (*item* yang dibeli). Tahap ketiga yaitu menghapus data transaksi yang hanya memiliki satu kategori. Dari 3.574 data diperoleh 2.995 data transaksi yang memiliki  $\geq 2$  kategori. Tahap terakhir adalah data *integration* yaitu dengan melakukan penggabungan data produk dengan kategori yang sama seperti pada tabel dibawah.

Tabel 4. 2 Data Integrasi

Kode Transaksi	Kategori
1.	Beras-tepung-gula, <i>toiletries</i>
2.	Beras-tepung-gula, <i>cleaner, cigarette</i>
3.	<i>Drink, snack</i>
4.	<i>Confectionery, siap makan, healthcare, snack</i>
5.	Makanan instan, <i>condiment, drink</i>
...	...
2.995.	<i>Cigarette, drink</i>

### 4.2.3. Data Transformation

Sebelum dilakukan proses *mining* dilakukan tahap data *transformation* yaitu dengan melakukan transformasi data kategori menjadi bilangan biner yaitu 0 dan 1. Angka 1 menunjukkan adanya transaksi yang memuat kategori dan 0 menunjukkan tidak adanya transaksi yang memuat kategori tersebut. Apabila terdapat lebih dari satu kategori yang sama dalam satu transaksi maka cukup ditulis dengan angka 1 saja. Hasil transformasi data dapat dilihat pada gambar dibawah ini.

Kode	Apparel	Baby	Beauty kit	Beras-tep	Breakfast	Cigarette	Cleaner	Condimer	Confectio	Cooking o	Dairy	Drink	Egg	Electrical	Entertainr	Healthcar	Housewar	Insecticide & Air fre:	Jam &	
1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0
19	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
20	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 4. 2 Data Transfromasi

### 4.2.4. Penentuan Parameter Association Rules

Peneliti bebas menentukan *minimum support* dan *minimum confidence* berdasarkan kemauan peneliti (Suryani & Utami, 2021). Menurut Christie et al. (2013) aturan yang memiliki nilai *support* kecil atau rendah menunjukkan bahwa kejadian tersebut hanya suatu kebetulan dan cenderung tidak menarik jika dilihat dari perspektif bisnis karena memiliki kemungkinan tidak memberikan keuntungan bagi perusahaan ketika barang jarang dibeli konsumen secara bersamaan. Berikut merupakan hasil perbandingan antara *minimum support* dan *minimum confidence* yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 4. 3 Parameter Association Rules

<i>Min Support</i> (%)	<i>Min Confidence</i> (%)	<i>Lift Ratio</i> Tertinggi	Jumlah Association Rules
20	30	1,098	39
20	40	1,098	37

<i>Min Support (%)</i>	<i>Min Confidence (%)</i>	<i>Lift Ratio</i> Tertinggi	Jumlah <i>Association Rules</i>
30	30	1,098	22
30	40	1,098	21

Nilai *minimum support* dan *minimum confidence* yang semakin tinggi akan menghasilkan aturan asosiasi yang semakin sedikit namun semakin akurat sehingga dapat digunakan dalam pengambilan keputusan (Kadafi, 2018). Aturan asosiasi dikatakan valid apabila nilai *lift ratio*  $\geq 1$  dan semakin tinggi nilai *lift ratio* maka akan semakin valid aturan asosiasi yang tersebut (Lisnawati & Sinaga, 2020). Berdasarkan tabel diatas penelitian ini menggunakan nilai *minimum support* sebesar 30% atau 0,3 dan nilai *minimum confidence* sebesar 40% atau 0,4. Nilai ini akan digunakan dalam proses *mining* menggunakan algoritma FP-Growth untuk menemukan aturan asosiasi.

#### 4.2.5. Data Mining

Setelah dilakukan proses penentuan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* langkah selanjutnya adalah mengolah data transaksi untuk memperoleh aturan asosiasi antar kategori. Berikut merupakan hasil aturan asosiasi yang terbentuk dengan bantuan *software* RapidMiner dari 26 kategori yang telah ditentukan menggunakan nilai *minimum support* 30% dan *minimum confidence* 40% yang dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 4. 4 Aturan Asosiasi Antar Kategori

No.	<i>Premises</i>	<i>Conclusion</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>	<i>Lift</i>
1.	<i>Toiletries</i>	Beras-tepung-gula, <i>Snack</i>	0.354	0.419	1.047
2.	Beras-tepung-gula	<i>Snack</i>	0.400	0.431	1.031
3.	<i>Toiletries</i>	<i>Snack</i>	0.368	0.435	1.041
4.	Beras-tepung-gula, <i>Toiletries</i>	<i>Snack</i>	0.354	0.449	1.074
5.	Beras-tepung-gula	<i>Toiletries, Drink</i>	0.437	0.471	1.049
6.	<i>Toiletries</i>	Beras-tepung-gula, <i>Drink</i>	0.437	0.518	1.056
7.	Beras-tepung-gula	<i>Drink</i>	0.490	0.528	1.046
8.	<i>Toiletries</i>	<i>Drink</i>	0.449	0.532	1.053

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift
9.	Beras-tepung-gula, <i>Toiletries</i>	<i>Drink</i>	0.437	0.555	1.098
10.	<i>Snack</i>	Beras-tepung-gula, <i>Toiletries</i>	0.354	0.847	1.074
11.	Beras-tepung-gula	<i>Toiletries</i>	0.788	0.849	1.005
12.	<i>Drink</i>	Beras-tepung-gula, <i>Toiletries</i>	0.437	0.866	1.098
13.	<i>Snack</i>	<i>Toiletries</i>	0.368	0.879	1.041
14.	Beras-tepung-gula, <i>Snack</i>	<i>Toiletries</i>	0.354	0.885	1.047
15.	<i>Drink</i>	<i>Toiletries</i>	0.449	0.890	1.053
16.	Beras-tepung-gula, <i>Drink</i>	<i>Toiletries</i>	0.437	0.892	1.056
17.	<i>Toiletries</i>	Beras-tepung-gula	0.788	0.933	1.005
18.	<i>Snack</i>	Beras-tepung-gula	0.400	0.957	1.031
19.	<i>Toiletries, Snack</i>	Beras-tepung-gula	0.354	0.963	1.037
20.	<i>Drink</i>	Beras-tepung-gula	0.490	0.971	1.046
21.	<i>Toiletries, Drink</i>	Beras-tepung-gula	0.437	0.973	1.049

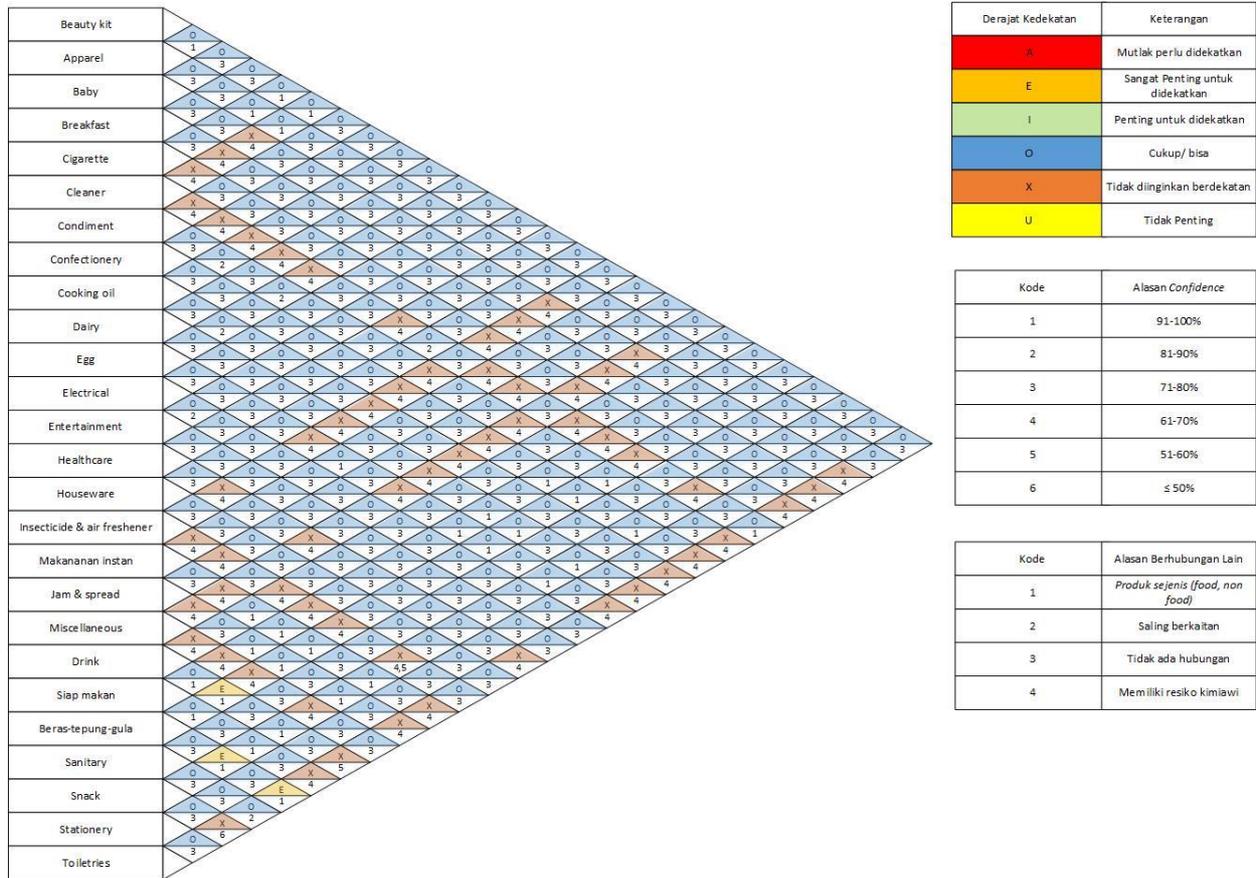
Berdasarkan hasil pengolahan data dengan RapidMiner diperoleh sebanyak 21 aturan asosiasi antar kategori.

### 4.3. Rekomendasi Tata Letak

#### 4.3.1. Activity Relationship Chart

Pemetakan tata letak dengan menggunakan *Activity Relationship Chart* (ARC) untuk mencari tahu hubungan kedekatan tiap kategori berdasarkan hasil *Association Rules-Market Basket Analysis* dengan *minimum support* 30% dan *minimum confidence* 40%. Aturan asosiasi yang memiliki nilai  $\leq 50$  tetap dimasukkan dan sifatnya fleksibel mengikuti aturan asosiasi yang seragam karena saat menyusun tata letak juga mempertimbangkan kualitas produk yang

memungkinkan terjadinya *impulse buying* (Yul & Mulyati, 2022). Berikut merupakan hasil hubungan antar kategori berdasarkan pola pembelian pelanggan.



Gambar 4. 3 Activity Relationship Chart

Hubungan kedekatan antar kategori produk ditentukan berdasarkan nilai *confidence* yang dapat dilihat dari aturan asosiasi sesuai pola pembelian konsumen. Terdapat hubungan dengan derajat kedekatan E (sangat penting untuk didekatkan) antara kategori “*Drink*” dan “*Beras-tepung-gula*”, “*Beras-tepung-gula*” dan “*Snack*” serta kategori “*Beras-tepung-gula*” dan “*Toiletries*”. Kemudian untuk derajat kedekatan X (tidak diinginkan berdekatan) antar kategori “*Snack*” dan “*Toiletries*” serta “*Drink*” dan “*Toiletries*”. Selain itu untuk kategori lain memiliki alasan lain yang menunjukkan hubungan dari kategori produk yang dijual.

### 4.3.2. Total Closeness Rating

Setelah dilakukan pemetaan dengan menggunakan *Activity Relationship Chart* langkah selanjutnya adalah menentukan prioritas kategori yang akan dibangun pertama kali

menggunakan *Total Closeness Rating* (TCR). Perhitungan TCR diperoleh dengan cara mengkonversi masing-masing derajat kedekatan kedalam nilai rating (Sujana, Ervil, & Jauhari, 2020). Berikut ini merupakan hasil perhitungan TCR.

Tabel 4. 5 *Total Closeness Rating*

Nilai	81	27	9	3	1	0	TCR
Kategori	A	E	I	O	X	U	
<i>Beauty Kit</i>	0	0	0	25	0	0	75
<i>Apparel</i>	0	0	0	25	0	0	75
<i>Baby</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Breakfast</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Cigarette</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Cleaner</i>	0	0	0	9	16	0	43
<i>Condiment</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Confectionery</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Cooking Oil</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Dairy</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Egg</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Electrical</i>	0	0	0	25	0	0	75
<i>Entertainment</i>	0	0	0	25	0	0	75
<i>Healthcare</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Houseware</i>	0	0	0	25	0	0	75
<i>Insecticide &amp; Air Freshener</i>	0	0	0	10	15	0	45
Makanan instan	0	0	0	21	4	0	67
<i>Jam &amp; spread</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Miscellaneous</i>	0	0	0	10	15	0	45
<i>Drink</i>	0	1	0	20	4	0	91
Siap makan	0	0	0	21	4	0	67
Beras-tepung-gula	0	3	0	19	3	0	141
<i>Sanitary</i>	0	0	0	25	0	0	75
<i>Snack</i>	0	1	0	20	4	0	91
<i>Stationery</i>	0	0	0	25	0	0	75
<i>Toiletries</i>	0	1	0	10	14	0	71

Nilai	81	27	9	3	1	0	TCR
Kategori	A	E	I	O	X	U	
<i>Toiletries</i>	0	0	3	10	12	0	69

Jika nilai TCR yang diperoleh semakin tinggi menunjukkan kategori tersebut semakin diprioritaskan. Apabila nilai TCR yang diperoleh kecil maka disarankan untuk tidak terlalu dekat. Berdasarkan tabel diatas dapat diketahui jika peletakan kategori yang menjadi prioritas adalah kategori Beras-tepung-gula dengan nilai TCR sebesar 141. Urutan prioritas untuk masing-masing kategori berdasarkan hasil TCR dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 4. 6 Urutan *Total Closeness Rating*

Nilai	81	27	9	3	1	0	TCR
Kategori	A	E	I	O	X	U	
Beras-tepung-gula	0	3	0	19	3	0	141
<i>Drink</i>	0	1	0	20	4	0	91
<i>Snack</i>	0	1	0	20	4	0	91
<i>Beauty Kit</i>	0	0	0	25	0	0	75
<i>Apparel</i>	0	0	0	25	0	0	75
<i>Electrical</i>	0	0	0	25	0	0	75
<i>Entertainment</i>	0	0	0	25	0	0	75
<i>Houseware</i>	0	0	0	25	0	0	75
<i>Sanitary</i>	0	0	0	25	0	0	75
<i>Stationery</i>	0	0	0	25	0	0	75
<i>Toiletries</i>	0	1	0	10	14	0	71
<i>Baby</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Breakfast</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Cigarette</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Condiment</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Confectionery</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Cooking Oil</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Dairy</i>	0	0	0	21	4	0	67
<i>Egg</i>	0	0	0	21	4	0	67

Nilai	81	27	9	3	1	0	TCR
Kategori	A	E	I	O	X	U	
<i>Healthcare</i>	0	0	0	21	4	0	67
Makanan instan	0	0	0	21	4	0	67
<i>Jam &amp; spread</i>	0	0	0	21	4	0	67
Siap makan	0	0	0	21	4	0	67
<i>Insecticide &amp; Air Freshener</i>	0	0	0	10	15	0	45
<i>Miscellaneous</i>	0	0	0	10	15	0	45
<i>Cleaner</i>	0	0	0	9	16	0	43

## BAB V PEMBAHASAN

### 5.1. Pembahasan Aturan Asosiasi Antar Kategori

Dari pengolahan data yang telah dilakukan diperoleh 21 aturan asosiasi dengan nilai *minimum support* 30% dan *minimum confidence* 40%. Nilai *minimum support* menunjukkan jika kombinasi kategori yang sering muncul (*frequent itemset*) minimal sebanyak 30% dari keseluruhan data transaksi sebanyak 2.995 data. Kemudian untuk nilai *minimum confidence* menunjukkan jika kategori pendahulu (*premises*) dan kategori pengikut muncul dengan minimal sebesar 40% dari transaksi yang sama.

Asosiasi pertama yaitu jika “*toiletries*” terbeli maka terdapat 41,9% (*confidence*) kemungkinan “beras- tepung-gula dan *snack*” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 35,4% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,047. Asosiasi kedua yaitu jika “beras-tepung-gula” terbeli maka terdapat 43,1% (*confidence*) kemungkinan “*snack*” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 40% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,031.

Asosiasi ketiga yaitu jika “*toiletries*” terbeli maka terdapat 43,5% (*confidence*) kemungkinan “*snack*” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 36,8% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,041. Asosiasi keempat yaitu jika “beras-tepung-gula dan *toiletries*” terbeli maka terdapat 44,9% (*confidence*) kemungkinan “*snack*” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 35,4% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,074.

Asosiasi ke-5 yaitu jika “beras-tepung-gula” terbeli maka terdapat 47,1% (*confidence*) kemungkinan “*toiletries* dan *drink*” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 43,7% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,049. Asosiasi

ke-6 yaitu jika “*toiletries*” terbeli maka terdapat 51,8% (*confidence*) kemungkinan “beras-tepung-gula dan *drink*” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 43,7% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,056.

Asosiasi ke-7 yaitu jika “beras-tepung-gula” terbeli maka terdapat 52,8% (*confidence*) kemungkinan “*drink*” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 49% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,046. Asosiasi ke-8 yaitu jika “*toiletries*” terbeli maka terdapat 53,2% (*confidence*) kemungkinan “*drink*” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 44,9% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,053.

Asosiasi ke-9 yaitu jika “beras-tepung-gula dan *toiletries*” terbeli maka terdapat 55,5% (*confidence*) kemungkinan “*drink*” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 43,7% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,098. Asosiasi ke-10 yaitu jika “*snack*” terbeli maka terdapat 84,7% (*confidence*) kemungkinan “beras-tepung-gula dan *toiletries*” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 35,8% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,074.

Asosiasi ke-11 yaitu jika “beras-tepung-gula” terbeli maka terdapat 84,9% (*confidence*) kemungkinan “*toiletries*” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 78,8% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,005. Asosiasi ke-12 yaitu jika “*drink*” terbeli maka terdapat 86,6% (*confidence*) kemungkinan “beras-tepung-gula dan *toiletries*” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 43,7% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,098.

Asosiasi ke-13 yaitu jika “*snack*” terbeli maka terdapat 87,9% (*confidence*) kemungkinan “*toiletries*” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 36,8% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,041. Asosiasi ke-14 yaitu jika “beras-

tepung-gula dan *snack*” terbeli maka terdapat 88,5% (*confidence*) kemungkinan “*toiletries*” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 35,4% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,047.

Asosiasi ke-15 yaitu jika begitu pula “*drink*” terbeli maka terdapat 89% (*confidence*) kemungkinan “*toiletries*” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 44,9% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,053. Asosiasi ke-16 yaitu jika “beras-tepung-gula dan *drink*” terbeli maka terdapat 89,2% (*confidence*) kemungkinan “*toiletries*” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 43,7% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,056.

Asosiasi ke-17 yaitu jika “*toiletries*” terbeli maka terdapat 93,3% (*confidence*) kemungkinan “beras-tepung-gula” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 78,8% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,005. Asosiasi ke-18 yaitu jika “*snack*” terbeli maka terdapat 95,7% (*confidence*) kemungkinan “beras- tepung-gula” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 40% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,031.

Asosiasi ke-19 yaitu jika “*toiletries* dan *snack*” terbeli maka terdapat 96,3% (*confidence*) kemungkinan “beras-tepung-gula” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 35,4% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,037. Asosiasi ke-20 yaitu jika “*drink*” terbeli maka terdapat 97,1% (*confidence*) kemungkinan “beras- tepung-gula” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 49% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,046. Asosiasi ke-21 yaitu jika “*toiletries* dan *drink*” terbeli maka terdapat 97,3% (*confidence*) kemungkinan “beras-tepung-gula” juga akan terbeli. aturan asosiasi ini cukup signifikan karena mewakili 43,7% (*support*) dari keseluruhan data transaksi. aturan tersebut dikatakan valid karena memiliki nilai *lift ratio*  $\geq 1$ , yaitu sebesar 1,049.



“*Toiletries*” dapat menimbulkan kontaminan kimia pada “Beras-tepung-gula” sehingga pada *layout* usulan diberikan jarak untuk kedua kategori ini. Produk “Beras-tepung-gula” dan “*Toiletries*” yang semula berada di beberapa rak yang berbeda seperti yang terlihat pada gambar 5.1 dipindahkan kedalam satu area dengan rak yang sama agar produknya terlihat seragam seperti pada *layout* usulan.

Untuk kategori “*Drink*” dan “Beras-tepung-gula” memiliki nilai *support* 0,490 yang berarti jika aturan asosiasi ini mewakili 49% dari total transaksi. Dengan nilai *confidence* 0,971. Asosiasi ini memiliki hubungan kedekatan “E” yang berarti sangat penting untuk didekatkan. Pada *layout* awal kategori “Beras-tepung-gula” diletakan pada 2 area yang berbeda. Kemudian untuk *layout* usulan rak kategori “*Drink*” diletakan berdekatan dengan “Beras-tepung-gula”.

Kategori “*Snack*” dan “Beras-tepung-gula” memiliki nilai *support* 0,400 yang berarti jika aturan asosiasi ini mewakili 40% dari total transaksi. Dengan nilai *confidence* 0,957 asosiasi ini memiliki hubungan kedekatan “E” yang berarti sangat penting untuk didekatkan. Kemudian pada *layout* usulan letak kategori “*Snack*” diletakan berdekatan dengan “Beras-tepung-gula”.

Kemudian kategori “*Snack*” dan “*Toiletries*” memiliki nilai *support* 0,368 yang berarti jika aturan asosiasi ini mewakili 36,8% dari total transaksi. Dengan nilai *confidence* 0,435 aturan asosiasi ini memiliki hubungan kedekatan “X” yang berarti tidak diinginkan untuk didekatkan. Walaupun memiliki hubungan kedekatan  $\leq 50$ , aturan asosiasi dengan antara “*Snack*” dan “*Toiletries*” merupakan kombinasi produk yang sering dibeli konsumen. Pada *layout* awal letak “*Snack*” berjauhan dengan “*Toiletries*” kemudian pada *layout* usulan letak 2 kategori ini didekatkan. Kategori “*Snack*” yang semula diletakan seperti pada gambar 5.1 diubah posisinya menjadi seperti pada gambar 5.2 dengan pertimbangan kedekatan “*Toiletries*” dapat menyebabkan kontaminan kimia bagi produk “*Snack*”.

Selanjutnya kategori “*Toiletries*” dan “*Drink*” memiliki nilai *support* 0,449 yang berarti aturan asosiasi ini mewakili 44,9% dari total transaksi. Dengan nilai *confidence* 0,532 aturan asosiasi ini memiliki hubungan kedekatan “X” yang berarti tidak diinginkan untuk didekatkan. Namun asosiasi antara kategori “*Toiletries*” dan “*Drink*” merupakan kombinasi produk yang dibeli konsumen. Pada *layout* awal letak “*Toiletries*” dan “*Drink*” saling

berjauhan. Untuk itu pada *layout* usulan letak 2 kategori ini didekatkan karena kombinasi “*Toiletries*” dan “*Drink*” merupakan barang yang sering terbeli bersamaan. Namun karena kategori “*Toiletries*” dapat menimbulkan kontaminasi kimia pada “*Drink*” sehingga pada *layout* usulan peletakan “*Drink*” dibagi menjadi 2 produk yang berada di bagian rak dan *showcase*. Untuk produk “*Drink*” yang berada di *showcase* dapat diletakan berdekatan dengan “*Toiletries*” karena *showcase* dapat mencegah paparan kimia yang ditimbulkan “*Toiletries*” walau letaknya didekatkan. 2 *showcase* yang semula berada di sebelah kanan kasir dipindah ke bagian kiri kasir agar produk “*Drink*” berada dalam area yang sama. Pertimbangan lain pemindahan *showcase* ini yaitu berdasarkan jalur kelistrikan yang sama. Kemudian untuk kategori “*Drink*” yang berada di bagian rak diletakan seperti yang terlihat pada gambar *layout* usulan.

Dari aturan asosiasi yang telah diperoleh dapat diketahui jika aturan asosiasi ini merupakan kombinasi dari 4 kategori yaitu : “Beras-tepung-gula”, “*Snack*”, “*Drink*”, dan “*Toiletries*”. Berdasarkan uraian penjelasan diatas dapat dilihat pada gambar 5.2 dimana peletakan kategori produk usulan ini diharapkan mampu memberikan efek *impulse buying* kepada konsumen sehingga saat konsumen membeli produk “Beras-tepung-gula” dan “*Toiletries*” akan melewati produk “*Snack*” dan “*Drink*” dimana produk “*Snack*” dan “*Drink*” akan ikut terbeli mengingat asosiasi antara kategori “*Toiletries*” dan “Beras-tepung-gula” adalah kombinasi yang paling sering dibeli sementara asosiasi antar kategori lain memiliki nilai *support* yang lebih kecil. Dengan tata letak seperti gambar 5.2 diharapkan dapat meningkatkan penjualan dari produk lainnya sesuai pola pembelian konsumen.

Kategori lain posisinya diletakan menyesuaikan hubungan kedekatan kategori tersebut. Untuk Kategori “*Apparel*” pada *layout* awal yang berada dalam satu rak dengan kategori “*Snack*” dipindahkan dengan memberi ruang tersendiri. Semula kategori “*Apparel*” berada di beberapa bagian toko, dengan adanya ruang yang kosong ini kategori “*Apparel*” dapat diletakan pada satu area yang sama seperti pada gambar 5.2. Selanjutnya kategori “*Baby*” dipindahkan ke bagian kanan kasir. Pada *layout* awal letak kategori “*Baby*” berdekatan dengan “*Toiletries*”. Kemudian pada *layout* usulan kategori “*Toiletries*” yang semula berada di beberapa rak dipindahkan kedalam satu rak sehingga produk “*Toiletries*” berada di satu area yang sama. Untuk kategori “*Entertainment*” pada *layout* awal berada di beberapa bagian toko dipindah kedalam satu area yang sama seperti pada gambar 5.2 untuk mengisi ruang yang kosong menyesuaikan beberapa kategori yang letaknya dipindahkan.

Untuk memperoleh perbandingan antara *layout* awal dan *layout* yang diusulkan berdasarkan aturan asosiasi yang sesuai dengan pola pembelian pelanggan dilakukan perhitungan untuk mengetahui efisiensi yang diperoleh dari perubahan *layout*.

Tabel 5. 1 Jarak *Layout* Awal

No.	Aturan Asosiasi	Jarak (meter)
1.	“ <i>Drink</i> ” dan “Beras-tepung-gula”	8,1
2.	“ <i>Snack</i> ” dan “Beras-tepung-gula”	10,8
3.	“ <i>Snack</i> ” dan “ <i>Toiletries</i> ”	13,5
4.	“ <i>Toiletries</i> ” dan “Beras-tepung-gula”	9,45
5.	“ <i>Toiletries</i> ” dan “ <i>Drink</i> ”	12,6

Tabel 5. 2 Jarak *Layout* Usulan

No.	Aturan Asosiasi	Jarak (meter)
1.	“ <i>Drink</i> ” dan “Beras-tepung-gula”	2,7
2.	“ <i>Snack</i> ” dan “Beras-tepung-gula”	3,6
3.	“ <i>Snack</i> ” dan “ <i>Toiletries</i> ”	5,85
4.	“ <i>Toiletries</i> ” dan “Beras-tepung-gula”	5,4
5.	“ <i>Toiletries</i> ” dan “ <i>Drink</i> ”	5,4

$$\text{Efisiensi} = \frac{\text{Jarak awal} - \text{Jarak Akhir}}{\text{Jarak Awal}} \times 100\%$$

$$\text{Efisiensi} = \frac{54,5 - 22,95}{54,5} \times 100\%$$

$$= 57,89\%$$

Dari perbandingan *layout* awal dan *layout* usulan diperoleh efisiensi jarak sebanyak 57,89% sehingga konsumen memerlukan waktu lebih sedikit untuk menemukan barang saat berbelanja dengan jarak tempuh yang lebih pendek.

## BAB VI PENUTUP

### 6.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengolahan dan pembahasan data diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Pola pembelian konsumen Minggir Mart berdasarkan metode *Association Rule-Market Basket Analysis* dengan menggunakan algoritma FP-Growth diperoleh 21 aturan asosiasi antar kategori yang valid. Berikut ini merupakan pola pembelian konsumen pada Minggir Mart:
  - a. Jika kategori "*Toiletries*" terbeli maka terdapat kemungkinan kategori "Beras-tepung-gula dan *Snack*" akan terbeli.
  - b. Jika kategori "Beras-tepung-gula" terbeli maka terdapat kemungkinan kategori "*Snack*" akan terbeli.
  - c. Jika kategori "*Toiletries*" terbeli maka terdapat kemungkinan kategori "*Snack*" akan terbeli.
  - d. Jika kategori "Beras-tepung-gula dan *Toiletries*" terbeli maka terdapat kemungkinan kategori "*Snack*" akan terbeli.
  - e. Jika kategori "Beras-tepung-gula" terbeli maka terdapat kemungkinan kategori "*Toiletries* dan *Drink*" juga akan terbeli.
  - f. Jika kategori "*Toiletries*" terbeli maka terdapat kemungkinan kategori "Beras-tepung-gula dan *Drink*" akan terbeli.
  - g. Jika kategori "Beras-tepung-gula" terbeli maka terdapat kemungkinan kategori "*Drink*" akan terbeli.
  - h. Jika kategori "*Toiletries*" terbeli maka terdapat kemungkinan kategori "*Drink*" akan terbeli.
  - i. Jika kategori "Beras-tepung-gula dan *Toiletries*" terbeli maka terdapat kemungkinan kategori "*Drink*" akan terbeli.
  - j. Jika kategori "*Snack*" terbeli maka terdapat kemungkinan kategori "Beras-tepung-gula dan *Toiletries*" akan terbeli.
  - k. Jika kategori "Beras-tepung-gula" terbeli maka terdapat kemungkinan kategori "*Toiletries*" akan terbeli.

- l. Jika kategori “*Drink*” terbeli maka terdapat kemungkinan kategori “Beras-tepung-gula dan *Toiletries*” akan terbeli.
  - m. Jika kategori “*Snack*” terbeli maka terdapat kemungkinan kategori “*Toiletries*” akan terbeli.
  - n. Jika kategori “Beras-tepung-gula dan *Snack*” terbeli maka terdapat kemungkinan kategori “*Toiletries*” akan terbeli.
  - o. Jika kategori “*Drink*” terbeli maka terdapat kemungkinan kategori “*Toiletries*” akan terbeli.
  - p. Jika kategori “Beras-tepung-gula dan *Drink*” terbeli maka terdapat kemungkinan kategori “*Toiletries*” akan terbeli.
  - q. Jika kategori “*Toiletries*” terbeli maka terdapat kemungkinan kategori “Beras-tepung-gula” akan terbeli.
  - r. Jika kategori “*Snack*” terbeli maka terdapat kemungkinan kategori “Beras-tepung-gula” akan terbeli.
  - s. Jika kategori “*Toiletries* dan *Snack*” terbeli maka terdapat kemungkinan kategori “Beras-tepung-gula” akan terbeli.
  - t. Jika kategori “*Drink*” terbeli maka terdapat kemungkinan kategori “Beras-tepung-gula” akan terbeli.
  - u. Jika kategori “*Toiletries* dan *Drink*” terbeli maka terdapat kemungkinan kategori “Beras-tepung-gula” akan terbeli.
2. Rekomendasi tata letak Minggir Mart yang sesuai dengan pola pembelian konsumen menggunakan *Activity Relationship Chart* dan *Total Closeness Rating* yang disarankan dalam penelitian ini berdasarkan aturan asosiasi yang valid adalah meletakkan kategori “*Toiletries*” berdekatan dengan kategori “Beras-tepung-gula” dengan rak yang berbeda untuk menghindari risiko produk terkena kontaminan kimia. Untuk kategori “*Drink*” dan “Beras-tepung-gula” letaknya berdekatan. Kemudian untuk kategori “*Snack*” dan “Beras-tepung-gula” letaknya juga berdekatan. Untuk kategori “*Snack*” dan “*Toiletries*” letaknya berdekatan dengan mengubah posisi “*Snack*”. Selanjutnya kategori “*Toiletries*” dan “*Drink*” letaknya berdekatan untuk produk yang berada di dalam *showcase* sementara kategori “*Drink*” yang berada diluar *showcase* diletakan pada rak yang berbeda untuk menghindari risiko produk terkena kontaminan kimia. Kemudian untuk beberapa kategori lain seperti “*Baby*”,

“*Entertainment*”, dan “*Apparel*” diletakan menyesuaikan hubungan kedekatan agar produknya seragam.

3. Nilai efisiensi dapat dilihat dari perubahan jarak pada *layout* awal yang semula jarak perpindahan untuk masing-masing aturan asosiasi adalah 54,5 m berubah menjadi 22,95 m pada *layout* usulan. Hasil rekomendasi tata letak yang diusulkan pada Minggir Mart memiliki efisiensi sebesar 57,89% sehingga konsumen dapat berbelanja lebih cepat karena jarak antar produk yang sering dibeli konsumen letaknya berdekatan.

## 6.2. Saran

Berikut adalah saran yang dapat diberikan berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan:

1. Saran bagi Minggir Mart adalah mempertimbangkan hasil penelitian ini untuk menerapkan tata letak sesuai dengan pola pembelian konsumen yang berbelanja di Minggir Mart. Pemetakan kategori produk dapat disesuaikan dengan kuat atau tidaknya hubungan asosiasi dan hubungan kedekatan produk sesuai dengan ARC dan TCR seperti penelitian yang telah dilakukan saat ini.
2. Untuk penelitian selanjutnya dapat menambahkan variabel lain untuk mengukur kepuasan pelanggan Minggir Mart mengenai tata letak produk yang diterapkan saat ini. Selain itu juga dapat mengembangkan penelitian sampai pada tahap planogram dan strategi *bundling* produk sehingga dapat meningkatkan kepuasan konsumen berbelanja di Minggir Mart.

**DAFTAR PUSTAKA**

- Adinugroho, S., & Sari, Y. A. (2018). *Implementasi Data Mining Menggunakan Weka*. Malang: UB Press.
- Alfianzah, R., Handayani, R. I., & Murniyati, M. (2020). Implementation of Apriori Algorithm Data Mining for Increase Sales. *Sinkron: jurnal dan penelitian teknik informatika*, 17-25.
- APRINDO. (2022, September 2). <https://www.aprindo.org/>. Retrieved from Aprindo: <https://www.aprindo.org/bisnis-ritel-diyakini-tumbuh-hingga-3-persen-tahun-ini/>
- Artsitella, C. R., Apriliani, A. R., & Ashari, S. (2021). Penerapan Association Rules - Market Basket Analysis untuk Mencari Frequent Itemset dengan Algoritma FP-Growth . *Jurnal AL-AZHAR INDONESIA SERI SAINS DAN TEKNOLOGI*, 61-69.
- Aryati, C., Akhmad, I., & Sulistyandari, S. (2023). PENGARUH DISPLAYPRODUK, HARGA DAN LOKASI TERHADAP KEPUTUSAN PEMBELIAN PADA FROZEN FOOD ANITA. *Jurnal Ilmiah MahasiswaMerdeka EMBA*, 117-130.
- Astrina, I., Arifin, M. Z., & Pujiyanto, U. (2019). Penerapan Algoritma FP-Growth Dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen Pada Kain Tenun Medali Mas. *JURNAL MATRIX*, 32-40.
- BPS. (2022, June 22). <https://slemankab.bps.go.id/>. Retrieved from BPS: <https://slemankab.bps.go.id/statictable/2017/11/16/275/banyaknya-minimarket-super-hypermarket-dan-pusat-perbelanjaan-menurut-kecamatan-di-kabupaten-sleman-2016.html>
- Cahyani, B. S., Klarisa, E., Salcea, I., Sinatrya, R. H., & Alfather, M. M. (2023). Analisis Perancangan Tata Letak Ritel Abdidaya Mart dengan Metode Total Closeness Rating (TCR). *Jurnal Teknologi*, 81-86.
- Chaniago, H. (2021). *MANAJEMEN RITEL & IMPLEMENTASINYA*. Bandung: PT Edukasi Riset Digital.

- Christie, D. A., Baskoro, D. A., Ambarwati, L., & Wicaksana, I. W. (2013). *Belajar Data Mining dengan RapidMiner*.
- Dharma, O. S., & Magdalena, M. (2020). Pengaruh display produk dan suasana toko terhadap pembelian impulsif pada minimarket Rafa Mart Padang.
- Djamaludin, I., & Nursikuwagus, A. (2017). ANALISIS POLA PEMBELIAN KONSUMEN PADA TRANSAKSI PENJUALAN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI. *Jurnal SIMETRIS*, 8, 671-678.
- Erdiawan, A. H., Sriyanto, S., & Puspitasari, N. B. (2016). PERANCANGAN TATA LETAK FASILITAS PADA MPC (MAIL POST CENTER) PT POS INDONESIA, SEMARANG MENGGUNAKAN ACTIVITY RELATIONSHIP CHART. *Industrial Engineering Online Journal*.
- Febrianti, M. A., Yanti, R., Qurtubi, Q., & Purnomo, H. (2023). Analysis of Customer's Buying Pattern Based on Sales Transaction Using Multilevel Association Rules-Market Based Analysis. *International Journal of Computing and Digital Systems*.
- Firmansyah, A., & Merlina, N. (2020). Prediksi Pola Penjualan Tiket Kapal PT. Pelni Cabang Makassar Menggunakan Algoritma Apriori. *Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi*, 183-190.
- Fitria, R., Nengsih, W., & Qudsi, D. H. (2017). IMPLEMENTASI ALGORITMA FP-GROWTH DALAM PENENTUAN POLA HUBUNGAN KECELAKAAN LALU LINTAS. *Jurnal Sistem Informasi (Journal of Information Systems)*, 118-124 .
- Gama, A. W., Putra, I. K., & Bayupati, I. P. (2016). IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI UNTUK MENEMUKAN FREQUENT ITEMSET DALAM KERANJANG BELANJA. *Teknologi Elektro*, 27-32.
- Ghadekar, P., & Dombe, A. (2019). Image-Based Product Recommendations Using Market Basket Analysis. *IEEE Xplore*, 1-5.
- Ghassani, Z. F., Jamaludin, A., & Irawan, A. S. (2021). MARKET BASKET ANALYSIS USING THE FP-GROWTH ALGORITHM TO DETERMINE CROSS-SELLING. *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, 49-54.

- Girotra, M., Nagpal, K., Minocha, S., & Sharma, N. (2013). Comparative survey on association rule mining algorithms. *International Journal of Computer Applications*, 18-22.
- Handoko, K., & Lesmana, L. S. (2018). PENGELOMPOKKAN DATA MINING PADA JUMLAH PENUMPANG DI BANDARA HANG NADIM. *CBIS Journal*, 60-68.
- Jadhav, A., Jadhav, A., & Jadhav, D. R. (2023). Association Rule Mining in retail: Exploring Market Basket Analysis with Apriori Algorithm. *Elsevier BF*.
- Jamalludin, J., Fauzi, A., & Ramadhan, H. (2020). Metode Activity Relationship Chart (Arc) Untuk Analisis Perancangan Tata Letak Fasilitas Pada Bengkel Nusantara Depok. *Bulletin of Applied Industrial Engineering Theory*, 20-22.
- Johan, R. A., Himilda, R., & Auliza, N. (2019). Penerapan Metode Association Rule Untuk Strategi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori. *Jurnal Teknologi Informatika (J-TIFA)*, 1-7.
- Kadafi, M. (2018). Penerapan Algoritma FP-GROWTH untuk Menemukan Pola Peminjaman Buku Perpustakaan UIN Raden Fatah Palembang. *MATICS : Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, 52-58.
- Lisnawati, H., & Sinaga, A. (2020). Data Mining with Associated Methods to Predict Consumer Purchasing Patterns. *I.J. Modern Education and Computer Science*, 16-28.
- Lusiani, M. (2011). OPTIMASI ALOKASI PRODUK PADA RUANG RAK DISPLAY GERAI MINIMARKET BERDASARKAN HARGA PRODUK MENGGUNAKAN MULTILEVEL ASSOCIATION RULES. *JIEMS Journal of Industrial Engineering & Management Systems*.
- Mariboto, D., Anisya, S., Azhar, R. H., Sulaiman, A., Patihawa, A. M., Husyairi, K. A., & Ainun, T. N. (2023). Perancangan Ulang Tata Letak Untuk Pengoptimalisasian Ruang Pada Toko Ritel RDSP Bogor. *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan (JTMIT)*, 135-143.
- Melati, I. (2012). PENGARUH DISPLAY PRODUK PADA KEPUTUSAN PEMBELIAN KONSUMEN. *BINUS BUSINESS REVIEW*, 3, 875-881.

- Munanda, E., & Monalisa, S. (2021). PENERAPAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN UNTUK PENENTUAN TATALETAK BARANG. *Jurnal Ilmiah Rekayasadan Manajemen Sistem Informasi*, 173-184.
- Muslim, M. A., Prasetyo, B., Mawarni, E. L., Herowati, A. J., Mirqotussa'dah, M., Rukmana, S. H., & Nurzahputra, A. (2019). *Data Mining Algoritma C4.5 Disertai contoh kasus dan penerapannya dengan program komputer*. Semarang.
- Nisa, K. (2020). ANALISIS PERILAKU KONSUMEN DALAM MEMILIH TEMPAT BELANJA (Studi Kasus Minimarket Dan Toko Kelontong Di Kelurahan Kali Rungkut Kecamatan Rungkut Kota Surabaya). *Jurnal Inovasi Penelitian*, 1281-1288.
- Nurmayanti, W. P., Sastriana, H. M., Rahim, A., Gazali, M., Hirzi, R. H., Ramdani, Z., & Malthuf, M. (2021). Market Basket Analysis with Apriori Algorithm and Frequent Pattern Growth (Fp-Growth) on Outdoor Product Sales Data. *International Journal of Educational Research & Social Sciences*, 132-139.
- Ramdhani, E., Awaluddin, R., & Suhardi, D. (2021). The Layout Planning At Sehati Dua Minimarket, Ciawigebang, Kuningan(Market Basket Analysis and Activity Relationship Chart Approach). *Bina Bangsa International Journal of Business and Management (BBIJBM)*, 190-201.
- Setiyawan, D. T., Qudsiyyah, D. H., & Mustaniroh, S. A. (2017). Improvement of Production Facility Layout of Fried Soybean using BLOCPLAN and CORELAP Method (A Case Study in UKM MMM Gading Kulon, Malang). *Industria: Jurnal Teknologi dan Manajemen Agroindustri*, 51-60.
- Sujana, G., Ervil, R., & Jauhari, G. (2020). PERANCANGAN ULANG TATA LETAK DENGAN MENGGUNAKAN METODA ARC DAN TCR. *Jurnal Sains dan Teknologi*.
- Sunyoto, D., & Mulyono, A. (2022). *Manajemen Bisnis Ritel*. CV. Eureka Media Aksara.
- Suprayogi, A., Najibullah, Sewaka, Sulastri, & Ruknan. (2022). PENGARUH DISPLAY PRODUK TERHADAP KEPUTUSAN PEMBELIAN PRODUK ALFAMART CABANG PONDOK JAGUNG TANGERANG SELATAN. *Jurnal Tadbir Peradaban*, 58-66.

- Suryani, S., & Utami, S. P. (2021). Analisis Layout Produk dengan Metode Market Basket Analysis (MBA) pada Swalayan CG Mart Pasir Putih Kabupaten Kampar. *Jurnal Ekonomi KIAT*, 32, 122-132.
- Tahir, M., & Sitompul, N. (2021). PENERAPAN ALGORITMA FP-GROWTHDALAM MENENTUKAN KECENDERUNGAN MAHASISWA MENGAMBIL MATA KULIAH PILIHAN. *Jurnal Ilmiah NERO*, 56-63.
- Tarigan, P. M., Hardinata, J. T., Qurniawan, H., Safii, M., & Winanjaya, R. (2022). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang: Studi Kasus: Toko Sinar Harahap. *Jurnal Janitra Informatika dan Sistem Informasi*, 51-61.
- Taufiq, A. A., Ungkawa, U., & Fitrianti, N. (2022). PENERAPAN METODE MARKET BASKET ANALYSIS DENGAN ALGORITMA FP-GROWTH. *FTI*.
- Umadevi, K. (2021). MARKET BASKET ANALYSIS OF MEDICAL STORES DURING COVID19 TO DISCOVER NEW REVENUE PRODUCTS. *PARIPEX - INDIAN JOURNAL OF RESEARCH*, 66-68.
- Umar, E., Manongga, D., & Iriani, A. (2022). Market Basket Analysis Menggunakan Association Rule dan Algoritma Apriori Pada Produk Penjualan Barang. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 1367-1377.
- Utama, I. P., Mayasari, A., Ghani, S. R., & Minto, M. (2022). Perancangan Ulang Tata Letak Fasilitas Laboratorium Pabrik Gula Dengan Metode Computerized Relationship Layout Planning(CORELAP) (Studi Kasus PT Kebun Tebu Mas). *INVANTRI*, 1-13.
- Utami, C. W. (2017). *Manajemen Ritel, Strategi dan Implementasi Operasional Bisnis Ritel Modern di Indonesia*. Jakarta: Salemba Empat.
- Vistrat, V., & Lalic, N. (2017). Association Rules as a Decision Making Model in the Textile Industry. *FIBRES & TEXTILES in Eastern Europe* , 8-14.
- Wang, Y., Qi, H., & Huang, Z. (2020). Analysis of TCM prescription rule of stroke based on FP-growth algorithm. *IEEE*, 3008-3010.

- Wijaya, K. N., Malik, R. F., & Nurmaini, S. (2020). Analisa Pola Frekuensi Keranjang Belanja Dengan Perbandingan Algoritma Fp-Growth (Frequent Pattern Growth) Dan Eclat Pada Minimarket. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi (Jatisi)*, 364-373.
- Wilujeng, F. R., Wu, W., & Nurprihatin, F. (2018). PERANCANGAN ULANG TATA LETAK ETALASE BARANG DENGAN METODE MARKET BASKET ANALYSIS DAN ACTIVITY RELATIONSHIP CHART (STUDI KASUS RETAIL LAWSON UNIVERSITAS BUNDA MULIA).
- Yul, F. A., & Mulyati, S. (2022). Implementasi Metode Market Basket Analysis pada Penataan Ulang Tata Letak Pedagang Pasar Arengka di Kota Pekanbaru. *SURYA TEKNIKA* , 525-531.
- Zul, F. A., & Mulyati, S. (2022). Implementasi Metode Market Basket Analysis pada Penataan Ulang Tata Letak Pedagang Pasar Arengka di Kota Pekanbaru. *Surya Teknika*, 525-531.