

**REDESAIN TATA LETAK TOKO RITEL MENGGUNAKAN PERBANDINGAN
ALGORITMA APRIORI DAN FP- GROWTH**

TUGAS AKHIR

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Strata-1
Program Studi Teknik Industri - Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia**



Nama : Nasywa Sayyidina Putri
No. Mahasiswa 21522246

**PROGRAM STUDI TEKNIK INDUSTRI PROGRAM SARJANA
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
YOGYAKARTA
2025**

PERNYATAAN KEASLIAN

Demi Allah, saya akui karya ini adalah hasil kerja saya sendiri kecuali kutipan dan ringkasan yang setiap satunya telah saya jelaskan sumbernya. Jika dikemudian hari ternyata saya terbukti pengakuan saya ini tidak benar dan melanggar peraturan yang salah dalam karya tulis dan hak kekayaan intelektual maka saya bersedia ijazah yang telah saya terima untuk ditarik kembali oleh Universitas Islam Indonesia.

Yogyakarta, 22 Juli 2025



A handwritten signature in black ink, appearing to read "Nasywa Sayyidina Putri".

Nasywa Sayyidina Putri
NIM. 21522246

SURAT BUKTI PENELITIAN

SURAT KETERANGAN

Assalamu'alaikum Wr.Wb

Yang bertanda tangan dibawah ini, menerangkan bahwa mahasiswa berikut:

Nama : Nasywa Sayyidina Putri
NIM : 21522246
Fakultas/jurusan : Fakultas Teknologi Industri/Teknik Industri
Instansi : Universitas Islam Indonesia

Yang tersebut diatas benar – benar melakukan penelitian guna penyusunan skripsi mulai bulan Maret 2025 – Juli 2025 dengan judul **“REDESAIN TATA LETAK TOKO RITEL MENGGUNAKAN PERBANDINGAN ALGORITMA APRIORI DAN FP- GROWTH”**

Demikian surat keterangan ini disampaikan, agar dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Wassalamualaikum Wr.Wb

Yogyakarta, 22 Juli 2025
Toko He mart



(.....
TINA.....)

LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING

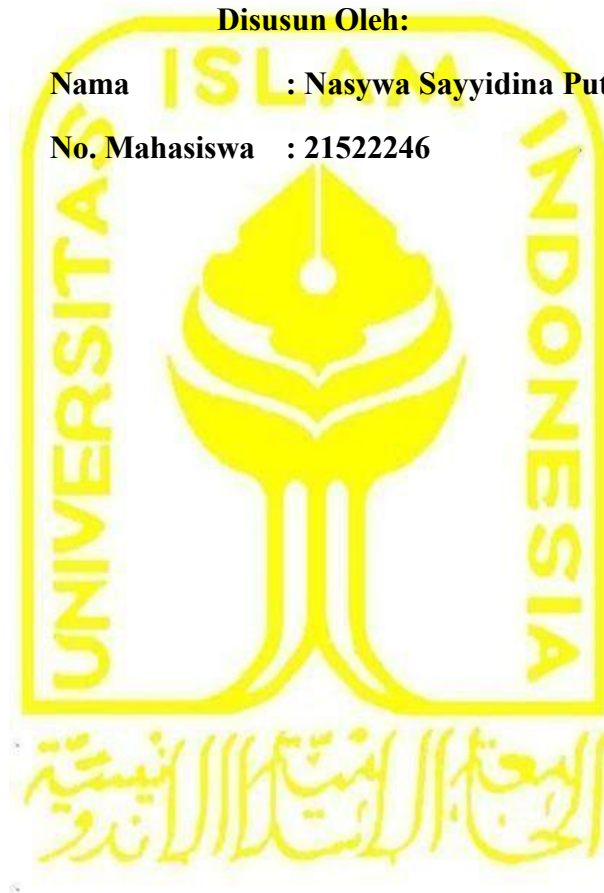
**REDESAIN TATA LETAK TOKO RITEL MENGGUNAKAN PERBANDINGAN
ALGORITMA APRIORI DAN FP- GROWTH**

TUGAS AKHIR

Disusun Oleh:

Nama : Nasywa Sayyidina Putri

No. Mahasiswa : 21522246



Yogyakarta, 28 Juli 2025

Menyetujui,

A handwritten signature in blue ink, appearing to be 'Dr. Qurtubi'.

(Dr. Qurtubi, S.T., M.T.)

LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI

REDESAIN TATA LETAK TOKO RITEL MENGGUNAKAN PERBANDINGAN ALGORITMA APRIORI DAN FP- GROWTH

TUGAS AKHIR

Disusun Oleh:

Nama : Nasywa Sayyidina Putri

No. Mahasiswa : 21522246

**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,

Tim Penguji

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

Ketua

Danang Setiawan, S.T., M.T

Anggota I

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

Anggota II





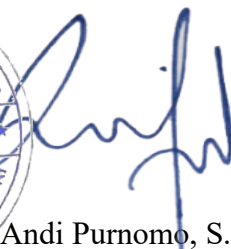
200825

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknik Industri Program Sarjana

Fakultas Teknologi Industri

Universitas Islam Indonesia

Ir. Muhammad Ridwan Andi Purnomo, S.T., M.Sc., Ph.D., IPM

HALAMAN PERSEMBAHAN

Dengan penuh rasa syukur dan hormat, saya persembahkan karya tulis ini kepada kedua orang tua tercinta Ayah dan Mama serta seluruh keluarga yang senantiasa memberikan dukungan, kasih sayang, dan doa selama proses penulisan ini. Ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya saya sampaikan kepada Bapak Dr. Qurtubi, S.T., M.T., atas bimbingan, ilmu, dan pengalaman berharga yang telah beliau berikan sepanjang masa studi hingga selesainya penelitian ini. Tak lupa, saya juga mengucapkan terima kasih kepada seluruh teman-teman yang telah menjadi bagian dari perjalanan ini, memberikan semangat, dukungan, dan kebersamaan hingga akhir.

MOTTO

“Janganlah engkau bersedih, sesungguhnya Allah Bersama kita.”

{QS At-Taubah: 40}

“You can’t be good at everything, but that doesn’t mean you can’t do anything.”

Jeon Wonwoo

KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Wr.Wb.

Segala puji dan syukur atas rahmat Allah SWT yang telah melimpahkan kemudahan dan hidayah – Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir berjudul “REDESAIN TATA LETAK TOKO RITEL DENGAN PERBANDINGAN ALGORITMA APRIORI DAN FP – GROWTH” sebagai salah satu syarat dalam menyelesaikan program studi S-1 Jurusan Teknik Industri Fakultas Teknik Industri, Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia. Penulis ingin menyampaikan banyak terimakasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Hari Purnomo, M.T., IPU., ASEAN.Eg. selaku Dekan Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia;
2. Bapak Muhammad Ridwan Andi Purnomo, S.T., M.Sc., Ph.D. selaku Ketua Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia;
3. Bapak Dr. Qurtubi, S.T., M.T. selaku Dosen pembimbing tugas akhir yang telah memberikan banyak masukan dan bimbingan;
4. Ibu Tina selaku pemilik Toko Ritel He Mart yang telah memberikan izin serta dukungan penuh selama proses pengumpulan data hingga selesainya penelitian ini;
5. Kedua orang tua, Alm. Bapak Olot Subiyanto dan Ibu Tati Setiati, dan segenap keluarga yang telah memberikan doa dan dukungan, baik secara moral dan material;
6. Teman – teman terkasih, Nicky Amanda Putri, Nuraini Aisyah, Azizah Hasiani Amara, Muhammad Farhan, dan Muhammad Nasir yang selalu mendukung, memberikan bantuan, motivasi dan doa kepada penulis;
7. Seluruh pihak yang telah membantu penulis selama proses penyusunan tugas akhir tetapi tidak dapat disebutkan satu persatu;
8. Diri sendiri yang sudah berproses dan berjuang untuk menyelesaikan penyusunan akhir. Terima kasih karena sudah memberikan yang terbaik.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan tugas akhir ini masih memiliki banyak kekurangan, sehingga penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun untuk kesempurnaan penelitian ini. Penulis memohon maaf apabila dalam penulisan Tugas Akhir ini masih sangat terdapat banyak kesalahan, mengingat keterbatasan pengetahuan penulis. Akhir kata penulis berharap agar Upaya ini dapat mencapai maksud yang diinginkan dan dapat menjadi tulisan yang bermanfaat bagi seluruh pihak.

Wassalamu'alaikum Wr.Wb.

Yogyakarta, 3 Maret 2025



Nasywa Sayyidina Putri
NIM. 21522246

ABSTRAK

Usaha ritel di Yogyakarta dihadapkan pada tantangan penyesuaian tata letak fasilitas. Tanpa didasari preferensi konsumen yang jelas, perubahan *layout* yang terus menerus malah menyebabkan ketidaknyamanan dan keluhan konsumen. Studi ini bertujuan untuk mengatasi masalah tersebut dengan merancang tata letak fasilitas baru yang selaras dengan pola pembelian konsumen. Untuk mencapai tujuan tersebut, metode *association rules* digunakan untuk mengidentifikasi item yang sering dibeli bersama. Dalam penelitian ini juga dilakukan perbandingan Algoritma Apriori dan FP – Growth untuk melihat kecocokan kasus dan memprosesnya menggunakan WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis), kemudian hasilnya nanti akan dieksekusi dengan ARC (*Activity Relation Chart*) untuk membuat usulan tata letak yang lebih efisien dan strategis berdasarkan pola pembelian yang teridentifikasi. Dari hasil pengolahan data dengan *threshold* sebesar 0.01 dan 0.3 untuk masing – masing *min support* dan *min confidence* didapatkan temuan yang serupa dari kedua algoritma. Namun, FP – Growth memiliki keunggulan dari kuantitas dengan menghasilkan sebesar 15 aturan dan nilai *support* yang lebih tinggi. Kemudian dapat disimpulkan FP-Growth sebagai dasar, perancangan tata letak baru mengusulkan reposisi strategis produk sarapan, minuman, dan kebersihan untuk alur belanja yang lebih baik, serta pengelompokan produk *dairy*, *ready to eat*, dan *instant beverage* karena asosiasi kuat. Tata letak baru ini, yang juga memperhatikan regulasi keamanan pangan BPOM, bertujuan meningkatkan pengalaman belanja, mendukung strategi pemasaran, dan berkontribusi pada peningkatan penjualan toko secara keseluruhan.

Kata kunci: *Association rules, Apriori, FP–Growth, WEKA, Layout*

DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN	i
LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING	iii
LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
MOTTO	vi
KATA PENGANTAR	vii
ABSTRAK	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
BAB I	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Manfaat Penelitian	4
1.5 Batasan Penelitian	4
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB II	6
2.1 Kajian Induktif	6
2.2 Landasan Teori	16
BAB III	25
3.1 Objek Penelitian	25
3.2 Metode Pengumpulan Data	25
3.3 Jenis Data Penelitian	25
3.4 Alur Penelitian	25
BAB IV	29
4.1 Pengumpulan Data	29
4.1.1 Profil Perusahaan	29
4.1.2 Data Historis Transaksi Belanja	29
4.1.3 Kategori Produk	30
4.2 <i>Pre – Processing Data</i>	31
4.2.1 Integrasi Data	31
4.2.2 Transformasi Data Kategori	32
4.3 Pengolahan data <i>Association Rules Mining</i> dengan Algoritma Apriori	33
4.3.1 Penentuan Parameter Data Kategori	33
4.3.2 Identifikasi Asosiasi Antar Kategori	34
4.4 Pengolahan data <i>Association Rules Mining</i> dengan Algoritma FP - Growth	35
4.4.1 Identifikasi Asosiasi Antar Kategori	36
4.5 Perbandingan Output Algoritma Apriori dan FP – Growth	37
4.6 Pembuatan Layout Usulan dengan <i>Activity Relationship Chart</i> (ARC)	38
BAB V	40
5.1 Analisis dan Interpretasi Hasil <i>Association Rules</i> dengan Algoritma Apriori	40
5.2 Analisis dan Interpretasi Hasil <i>Association Rules</i> dengan Algoritma FP – Growth	44
5.3 Analisis dan Interpretasi Hasil Perbandingan Algoritma Apriori & FP – Growth	48
5.4 Analisis dan Interpretasi Hasil Pembuatan <i>Layout Usulan</i> Dengan ARC	49
BAB VI	53

6.1	Kesimpulan.....	53
6.2	Saran.....	54
DAFTAR PUSTAKA.....		55
LAMPIRAN.....		A-1

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Kajian Literatur.....	8
Tabel 2. 2 Keterangan derajat relation.....	24
Tabel 4. 1 Kategori dan Sub Kategori Produk.....	30
Tabel 4. 2 Kategori Pre-Processing Data.....	32
Tabel 4. 3 Percobaan Penentuan Parameter Support dan Confidence.....	33
Tabel 4. 4 Hasil Asosiasi antar Kategori Algoritma Apriori.....	34
Tabel 4. 5 Hasil Asosiasi antar Kategori Algoritma FP - Growth.....	36
Tabel 4. 6 Perbandingan Algoritma Apriori dan FP - Growth.....	38
Tabel 5. 1 Perbandingan Detail Asosiasi Pertama dan Kedua Algoritma Apriori	41
Tabel 5. 2 Perbandingan Detail Asosiasi ketiga dan Ke – 9 Algoritma Apriori	42
Tabel 5. 3 Perbandingan Detail Asosiasi ke – 8 dan ke 14 Algoritma Apriori	43
Tabel 5. 4 Perbandingan Detail Asosiasi Pertama dan Kedua Algoritma FP - Growth	45
Tabel 5. 5 Perbandingan Detail Asosiasi ketiga dan Ke – 9 Algoritma FP - Growth	45
Tabel 5. 6 Perbandingan Detail Asosiasi ke – 8 dan Ke – 15 Algoritma FP - Growth	47

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Tampilan Software WEKA.....	23
Gambar 3.1 Alur Penelitian	26
Gambar 4. 1 Data Historis Transaksi Belanja	29
Gambar 4. 3 Transfortasi Data Kategori.....	32
Gambar 4. 5 Min. Support dan Min. Confidence Algoritma Apriori	34
Gambar 4. 6 Min. Support dan Min. Confidence Algoritma FP – Growth	36
Gambar 4. 7 Activity Relationship Chart	39
Gambar 5. 1 perbandingan layout usulan dan layout awalan	50

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Salah satu bisnis yang memiliki persaingan terketat dalam beberapa waktu dekat ini sekaligus bisnis yang paling menguntungkan adalah industri ritel. Menurut Ali et al. (2024), kesuksesan sebuah bisnis ritel berasal dari cepatnya pengaruh respon dan juga kemampuan untuk memahami kebiasaan konsumen, ia juga menjelaskan bahwa permasalahan – permasalahan yang sering dihadapi oleh bisnis ritel adalah dalam menyesuaikan pola pembelian konsumen sebelumnya, Fenomena serupa juga dialami oleh Toko He Mart. Dalam wawancara pertama, Ibu Tina selaku pemilik toko ritel mengakui bahwa sebelumnya ia sama sekali tidak mengetahui bahwa pola pembelian konsumen yang terekam dalam struk atau transaksi harian dapat dimanfaatkan untuk berbagai kebutuhan pengambilan keputusan bisnis. Selama ini, data transaksi harian hanya dimanfaatkan sebatas untuk pencatatan inventaris dan perhitungan laba harian. Akibat keterbatasan pengetahuan tersebut, keputusan pengelolaan toko kerap diambil berdasarkan preferensi pribadi Ibu Tina.

Dalam penataan toko misalnya, ia memilih menempatkan barang yang paling sering terjual di rak depan, sedangkan barang yang jarang dibeli diletakkan di rak belakang, dengan asumsi strategi tersebut akan meningkatkan kepuasan pelanggan. Namun, hasilnya justru sebaliknya. Konsumen sering mengeluhkan perubahan posisi produk yang terlalu sering, sehingga menyulitkan mereka saat mencari barang.

Tantangan dalam pengelolaan tata letak toko semakin meningkat setelah dilakukannya perluasan pada Januari 2025. Perluasan ini tidak hanya menambah jumlah produk yang harus diatur, tetapi juga memperluas area penjualan sehingga memerlukan penyesuaian tata letak yang lebih kompleks untuk menjaga kenyamanan pengunjung. Namun, dalam implementasinya, periode Januari hingga April 2025 mencatat sekitar tujuh kali perubahan susunan produk. Frekuensi perubahan yang tinggi tersebut menimbulkan ketidakkonsistenan penempatan barang, yang pada akhirnya berimplikasi pada kebingungan pelanggan saat berbelanja dan menurunnya tingkat kepuasan mereka.

Hal ini sejalan dengan temuan Riswanto et al. (2023), yang menjelaskan bahwa tata letak yang kurang efektif dapat membuat konsumen menghabiskan waktu lebih lama saat berbelanja. Dampak tersebut tidak hanya memengaruhi pengalaman konsumen secara langsung, tetapi juga dapat menurunkan kepuasan berbelanja, serta berpotensi menimbulkan efek domino pada aspek lain dalam operasional bisnis ritel.

Jika konsumen mengalami kesulitan dalam berbelanja, mereka mungkin akan memilih untuk beralih ke kompetitor yang menawarkan pengalaman belanja yang lebih nyaman dan efisien. Di sisi lain, tata letak yang tidak optimal juga dapat memengaruhi efisiensi kerja staf toko, memperlambat arus konsumen, serta menghambat strategi pemasaran dan penjualan. Oleh karena itu, ketidakkonsistenan dalam tata letak toko bukan hanya berdampak pada pengalaman konsumen secara langsung, tetapi juga dapat menjadi faktor utama yang menghambat kelancaran operasional dan pertumbuhan bisnis ritel dalam jangka panjang.

Dalam mengatasi permasalahan ini, kembali lagi diperlukan kemampuan untuk memahami kebiasaan konsumen hal ini dapat menggunakan proses *data mining*. Proses ini merupakan ekstraksi data informasi, dalam kasus kali ini adalah pola pembelian konsumen yang diharapkan akan meningkatkan proses pengambilan keputusan dengan menghasilkan informasi baru yang lebih berharga, teknik ini dapat dilakukan dengan *association rule* sebagai salah satu teknik *data mining* yang dinilai terbaik (Najaf, et al., 2023). Teknik ini merupakan dasar utama dalam aplikasi *market basket analysis* yang dalam pengaplikasiannya pada bisnis ritel mengacu pada pendalaman pemahaman informasi bagi pelaku usaha ritel untuk memahami lebih jauh mengenai kebutuhan pembelian dengan menilik kombinasi pembelian item pada setiap transaksi (Yongmei & Yong, 2009). Menurut Said et al. (2012), integrasi *association rules – market basket analysis* (AR-MBA) sukses dalam membuat berbagai macam wawasan untuk menjawab keperluan strategis dalam berbisnis, terlebih pada toko ritel, seperti:

1. Pengaturan tata letak produk – menempatkan produk yang sering dibeli bersamaan di lokasi yang berdekatan agar mempermudah konsumen dan meningkatkan potensi pembelian impulsif
2. Perencanaan promo silang – menggabungkan produk dalam paket promo berdasarkan kecenderungan pembelian konsumen.
3. Pengelolaan stok – memastikan ketersediaan barang yang sering dibeli

bersamaan, sehingga mengurangi risiko kehilangan penjualan.

Dengan kata lain, AR-MBA tidak hanya membantu mengidentifikasi pola pembelian, tetapi juga mengubah data transaksi menjadi strategi operasional yang konkret. Hasil dari teknik ini diharapkan dapat mengatasi permasalahan tata letak dan kepuasan pelanggan yang dialami oleh Toko He Mart, karena penempatan produk akan lebih berbasis pada perilaku belanja nyata konsumen, bukan hanya preferensi pribadi pemilik toko.

Dalam pengaplikasiannya, AR - MBA memiliki banyak algoritma yang digunakan, seperti Algoritma Apriori dan FP – Growth. Algoritma Apriori adalah sebuah algoritma *data mining* dan *association rule* yang menggunakan konsep pemangkasan berbasis *support* untuk menemukan pola yang sering terjadi pada transaksi basis data (Fageeri, et al.,). Sedangkan Algoritma FP-Growth memiliki sistem yang sama yaitu membantu dalam pemilihan pola yang meningkatkan efisiensi penentuan *set item* yang sering muncul (Najaf, et al., 2023).

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian yang berjudul 'Redesain Tata Letak Toko Ritel Menggunakan Perbandingan Algoritma Apriori dan FP-Growth' ini bertujuan untuk menentukan algoritma yang paling efektif dalam memberikan solusi penataan ulang fasilitas Toko Ritel He Mart, berdasarkan analisis data transaksi penjualan yang tersedia.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka kemudian dirumuskan permasalahan yang menjadi fokus utama pada penelitian ini. Permasalahan tersebut berkaitan dengan bagaimana membandingkan kinerja Algoritma Apriori dan FP – Growth untuk menentukan pola asosiasi yang lebih akurat untuk objek penelitian serta bagaimana rekomendasi tata letak yang optimal dan berdampak langsung pada kinerja toko. Lebih singkatnya rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana perbandingan kinerja Algoritma Apriori dan FP-Growth dalam menentukan pola asosiasi antar produk pada data transaksi penjualan?
2. Solusi apa yang diberikan untuk toko ritel berdasarkan hasil analisis data transaksi?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian didasarkan pada rumusan masalah yang ditetapkan, yaitu:

1. Menganalisis hasil perbandingan kinerja Algoritma Apriori dan FP – Growth.

2. Memberikan rekomendasi tata letak produk yang optimal berdasarkan hasil analisis data transaksi.

1.4 Manfaat Penelitian

Temuan penelitian ini diharapkan dapat membantu bisnis ritel terkait maupun sejenisnya sebagai berikut :

1. Memberikan pemahaman lebih lanjut mengenai penggunaan *data mining* untuk membantuk perkembangan bisnis ritel
2. Mengajukan rekomendasi perbaikan yang dapat dipertimbangkan oleh pihak toko ritel dengan harapan dapat mengoptimalkan penataan tata letak produk pada ritel terkait.

1.5 Batasan Penelitian

Dalam melakukan penelitian, batasan masalah yang digunakan antara lain :

1. Penelitian dilakukan di Toko He Mart, Kaliajir Lor RT 007, RW 13, Kalitirto, Kec. Berbah, Kab. Sleman, DI Yogyakarta.
2. Penelitian ini berfokus pada data transaksi pembelian serta kondisi tata letak fasilitas pada Toko He Mart.
3. Tidak terdapat pembahasan unsur biaya dan jarak dalam memberikan usulan rekomendasi.
4. Penelitian ini tidak membahas dampak langsung dari penerapan tata letak baru terhadap peningkatan penjualan karena fokus utama adalah pada proses analisis dan perancangan tata letak.

1.6 Sistematika Penulisan

Berikut merupakan sistematika penulisan penelitian dari permasalahan yang terdapat pada Toko Ritel He Mart :

BAB I PENDAHULUAN

Dalam bab ini dilakukan penguraian informasi mengenai latar belakang, objek penelitian, pemaparan masalah, dampak yang ditimbulkan, metode yang digunakan untuk mengatasi permasalahan tersebut serta implikasi dari penerapan tersebut.

BAB II KAJIAN LITERATUR

Dalam bab ini dilakukan pembahasan terkait teori – teori dari penelitian sebelumnya yang dapat dijadikan sebagai acuan oleh peneliti untuk mendukung pelaksanaan penelitian serta penyelesaian permasalahan yang diangkat.

BAB III METODE PENELITIAN

Dalam bab ini dilakukan penguraian tahapan dalam proses penelitian yang mencakup perumusan tujuan, proses pengumpulan data, pengolahan data, serta analisis hasil sesuai dengan metode yang diterapkan.

BAB IV PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

Dalam bab ini mengandung proses pengumpulan dan pengolahan data yang selanjutnya dianalisis berdasarkan langkah – langkah yang telah dijabarkan pada bagian alur penelitian.

BAB V ANALISIS DAN INTERPRETASI DATA

Dalam bab ini disajikan pembahasan atas hasil dari proses pengumpulan dan pengolahan data yang bertujuan untuk menjawab rumusan masalah dalam penelitian.

BAB VI PENUTUP

Dalam bab ini memuat Kesimpulan yang diperoleh dari hasil penelitian serta memberikan saran untuk penelitian selanjutnya di masa yang akan datang.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kajian Induktif

Penelitian terdahulu yang dilakukan pada objek penelitian berupa ritel *niche* atau usaha ritel yang memiliki ragam produk yang lebih spesifik pada segmentasi pasar namun sama – sama berfokus pada memberikan produk dan layanan yang dibutuhkan konsumen seluruhnya menggunakan metode *Association Rules Market Basket* terdapat lima penelitian. Tiga diantaranya hanya menggunakan Algoritma FP – Growth yaitu penelitian (Martinez & Escobar, 2021); (Marcelino, Wulansari, & Sari, 2021) dan (Saputra, Rahayu, & Hriguna, Market Basket Analysis Using FP - Growth Algorithm to Design Marketing Strategy by Determining Consumer Purchasing Patterns, 2023). Ketiga penelitian ini tentunya memiliki perbedaan pada pengaplikasian Algoritma FP – Growth serta temuan utama, seperti pada penelitian yang ditulis oleh Martinez et al (2021) dengan objek penelitian berupa data transaksi pada ritel *niche* toko alat rumah tangga memberikan temuan menarik terkait penggunaan Algoritma FP- Growth yang dapat dimanfaatkan untuk membantu dalam mengelola stok, promosi serta memprediksi tren menggunakan data transaksi 10 tahun terakhir.

Penelitian selanjutnya dengan tipe objek yang sama yaitu penelitian Marcelino et al. (2021) yang dilakukan pada ritel *niche* bahan kue ditemukan temuan dari penelitian yang mengambil data real 6 bulan terakhir transaksi bisnis skala kecil bisnis toko roti ini membuktikan bahwa penggunaan FP – Growth memberikan rekomendasi *bundling* dan strategi *display* produk yang baik untuk toko ritel tersebut. penelitian terakhir dengan algoritma dan jenis ritel yang sama dilakukan oleh Saputra et al. (2023) menggunakan data transaksi dari toko kosmetik sebanyak 150 data transaksi dan didapatkan temuan bahwa Algoritma FP-Growth sangat membantu dalam memberikan strategi pemasaran pada produk kosmetik.

Selain menggunakan Algoritma FP – Growth, terdapat dua penelitian dengan objek yang sama namun dengan menggunakan algoritma yang berbeda yakni Algoritma Apriori dan perbandingan Algoritma FP – Growth dan Apriori, kedua penelitian ini ditulis oleh (Qisman et al. (2021) dan Syaifullah et al. (2024). Pada penelitian yang ditulis oleh Qisman et al. (2021) dengan objek penelitian berupa data transaksi pada ritel *niche* toko computer yang dilakukan selama tiga bulan, memberikan temuan berupa memberikan *insight* konkrit yang dapat langsung di implementasikan untuk strategi pemasaran computer. Untuk penelitian Syaifullah

et al. (2024) dengan objek penelitian berupa data transaksi di toko bangunan dengan jumlah data 1256 data memberikan temuan berupa FP – Growth menghasilkan aturan asosiasi lebih baik dibanding Apriori dari sisi jumlah aturan yang lebih sedikit sehingga memberikan waktu komputasi lebih efisien. Namun, keduanya tetap memberikan Gambaran yang diperlukan untuk keperluan strategi promosi serta manajemen stok pada toko.

Penelitian – Penelitian selanjutnya yang mengambil objek penelitian toko ritel swalayan serta menggunakan metode *Association Rule* didapatkan sebanyak 10 penelitian. Dengan Teknik pengaplikasian metode yang terbagi menjadi dua, yakni *Association Rule Market Based Analysis* yaitu memfokuskan pengambilan pola asosiasi pada pola belanja konsumen, sementara Teknik lainnya berupa *Multilevel Association Rules* yaitu variasi Teknik *Association Rule* yang mempertimbangkan level produk. Penelitian ini juga terbagi berdasarkan penggunaan algoritma FP – Growth dan Apriori.

Seperti dua penelitian milik Rana et al. (2021) dan Febrianti et al. (2024) yang menggunakan *Multilevel Association Rules* dengan Algoritma FP – Growth. Pada penelitian yang ditulis oleh Febrianti et al. (2024) menggunakan data transaksi dari sebuah toko ritel di Yogyakarta sebanyak 5830 transaksi yang memberikan temuan berupa penggunaan Algoritma FP – Growth dapat memberikan rekomendasi operasional pada toko ritel sebagai solusi komprehensif. Selain itu, pada penelitian Rana et al. (2021) memberikan temuan baru bahwa Algoritma FP – Growth dapat menangkap dan memberikan rekomendasi promosi berdasarkan musim yang berjalan.

Selanjutnya, berdasarkan objek yang sama yakni toko ritel swalayan, dengan metode *Association Market Based Analysis* terdapat empat penelitian yang membandingkan Algoritma Apriori dan FP – Growth, empat penelitian menggunakan hanya Algoritma Apriori dan satu penelitian yang hanya menggunakan Algoritma FP – Growth yang ditulis oleh Idris, et al. (2022) menggunakan Algoritma FP – Growth dan Apriori didapatkan temuan bahwa Algoritma FP – Growth menghasilkan aturan asosiasi lebih banyak dibanding Algoritma Apriori.

Selanjutnya, pada pengaplikasian Algoritma dan metode serupa, penelitian yang ditulis oleh Aldino et al. (2021) memberikan temuan bahwa FP – Growth dinilai lebih cepat saat diaplikasikan sehingga memberikan efisiensi lebih. Hasil yang sama juga diangkat pada penelitian yang berjudul “Perbandingan Metode Apriori dan Frequent Pattern Growth Dalam Mengetahui Pola Pembelian Konsumen” yang ditulis oleh Madani et al. (2024) menyatakan

bahwa Algoritma FP – Growth menghasilkan nilai *confidence* yang tinggi sehingga dinilai lebih efektif dalam menemukan pola pembelian.

Lalu untuk penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh Amelia et al. (2024) memberikan temuan bahwa FP – Growth memberikan hasil yang konsisten dalam pembagian data namun, kedua algoritma tetap memberikan hasil akurasi 100% dalam menemukan pola pada dataset. Kemudian, pengaplikasian metode serupa dengan hanya menggunakan Metode FP – Growth Yanti et al. (2024) dijelaskan bahwa FP – Growth dinilai relevan dan aplikatif dalam lingkungan ritel modern dengan persaingan tinggi.

Pada Pengaplikasian Algoritma Apriori dalam metode serupa oleh Umar et al. (2022) dilakukan dengan mengumpulkan 60 data transaksi memberikan temuan bahwa Algoritma Apriori memberikan kemudahan dalam pengaplikasiannya sehingga dapat meningkatkan *impulse buying* berdasarkan pengaturan ulang penempatan produk. Penelitian oleh Elquthb et al. (2025) tidak hanya menggunakan *Association Rule*, namun menggunakan *clustering* dalam pengaplikasiannya sehingga menghasilkan rekomendasi planogram yang sesuai dengan preferensi konsumen. Terakhir, pada penelitian yang dilakukan oleh Arboleda et al. (2024) memberikan temuan bahwa Algoritma Apriori dapat memberikan hasil *layout* toko yang lebih optimal serta memberikan batasan logistik fisik dalam perencanaan *layout* supermarket.

Ringkasan dari penelitian tersebut, meliputi judul, penulis, objek penelitian, metode, algoritma, hasil penelitian dan kelebihan penelitian disajikan pada tabel 2.1.

Tabel 2.1 Kajian Literatur

Judul	Penulis	Metode	Algoritma	Hasil Penelitian	Kelebihan Penelitian
<i>Market Basket Analysis with Association Rules in The Retail Sector Using Orange. Case</i>	(Martinez & Escobar, 2021)	<i>Association Rule Market Basket Analysis</i>	FP - Growth	Penerapan FP-Growth dengan bantuan Orange Canvas dalam data transaksi ritel memberikan	Penggunaan Algoritma FP-Growth yang diaplikasikan dengan orange canvas memungkinkan visualisasi <i>rule</i>

Judul	Penulis	Metode	Algoritma	Hasil Penelitian	Kelebihan Penelitian
<i>Study: Appliances Sales Company</i>				dampak efektif untuk mengidentifikasi pertumbuhan penjualan	asosiasi yang membantu interpretasi hasil.
<i>Market Basket Analysis Method on Sales Data Using FP-Growth Algorithm</i>	(Marcelino, Wulansari, & Sari, 2021)	<i>Association Rule Market Basket Analysis</i>	FP - Growth	248 rules asosiasi, dengan 7 diantaranya memiliki nilai <i>confidence</i> lebih dari 0,5	Penggunaan algoritma FP-Growth yang tepat dapat membuat skema penjualan barang – barang yang <i>expired</i> menjadi lebih cepat terjual
<i>Market Basket Analysis Using FP – Growth Algorithm to Design Marketing Strategy by Determining Consumer</i>	(Saputra, Rahayu, & Hriguna, Market Basket Analysis Using FP - Growth Algorithm to Design Marketing Strategyby	<i>Association Rule Market Basket Analysis</i>	FP - Growth	Dari 150 transaksi dan 26 produk, ditemukan bahwa 9 produk memenuhi nilai minimum <i>support</i>	Memberikan implementasi kuat terkait proses market basket analysis dengan memberikan saran pada toko berupa bundling produk yang membantu efisiensi promosi

Judul	Penulis	Metode	Algoritma	Hasil Penelitian	Kelebihan Penelitian
<i>Purchasing Patterns</i>	Determining Consumer Purchasing Patterns, 2023)				
<i>Market Basket Analysis Using Apriori Algorithm to Find Consumer Pattern in Buying Goods Through Transaction Data (Case Study of Mizan Computer Ritel Stores)</i>	(Qisman, Rosadi, & Abdullah, 2021)	<i>Association Rule Market Basket Analysis</i>	Apriori	Didapatkan dua kombinasi <i>item</i> dengan nilai <i>confidence</i> mencapai 100% dan <i>lift ratio</i> 3,39 adalah ketika konsumen membeli <i>charger laptop</i> maka juga akan membeli <i>keyboard</i>	Memberikan data dan pengerjaan yang cukup lengkap serta implementasi metode dan algoritma menggunakan web berbasis PHP memperkuat validitas hasil <i>rules</i> yang ditemukan
<i>Supermarket Product Placement Strategies on Basket Association Rules</i>	(Arboleda, Moreno, Garani, & Correa, 2024)	<i>Association Rule Market Basket Analysis</i>	Apriori	Dari 200 dataset transaksi penjualan dari total 9.835 transaksi dihasilkan 32	<i>Output</i> yang dihasilkan berupa redesain <i>layout</i> yang semudian dibandingkan dengan <i>layout</i> tradisional dari

Judul	Penulis	Metode	Algoritma	Hasil Penelitian	Kelebihan Penelitian
				<i>rules</i> asosiasi dengan menggunakan minimum <i>support</i> 0.08 dan <i>confidence</i> 0.3	supermarket jepang dan Filipina.
<i>Design Planograms For Retail Shelves: A Visual Merchandising Approach Using Apriori Algorithm and K-Means Clustering of Konsumen Preferences</i>	(Elquthb & Mansur, 2025)	<i>Association Rule Market Basket Analysis</i>	Apriori	Menggunakan 6.325 data transaksi penjualan, ditemukan 12 <i>rules</i> asosiasi berdasarkan kategori produk dan 17 <i>rules</i> asosiasi berdasarkan sub kategori produk. Sementara dari 104 data konsumen yang dikumpulkan melalui kuisioner didapatkan 2 klaster konsumen	Menggunakan dua metode yang berbeda dengan urutan serta <i>output</i> yang dihasilkan berupa <i>shelf planogram</i> sebagai desain alokasi penempatan produk

Judul	Penulis	Metode	Algoritma	Hasil Penelitian	Kelebihan Penelitian
<i>Market Basket Analysis Menggunakan Association Rule dan Algoritma Apriori Pada Produk Penjualan Barang</i>	(Umar, Manongga, & Iriani, 2022)	<i>Association Rule Market Basket Analysis</i>	Apriori	Dihasilkan 5 <i>rules</i> yakni jika membeli aqua maka barang akan diambil dalam satu kali transaksi yaitu mie rebus dengan nilai <i>confidence</i> 55%, jika membeli gas maka akan membeli beras	Penggunaan Algoritma Apriori untuk membantu dalam peningkatan strategi penataan produk dengan menempatkan produk yang sering dibeli secara berdekatan.
<i>Determining the Ritel Sales Strategies Using Association Rules Mining</i>	(Yanti, Maradjabessy, Qurtubi, & Rachmadewi, 2024)	<i>Association Rule Market Basket Analysis</i>	FP - Growth	Berhasil 5 <i>rules</i> asosiasi yang valid, dengan masing – masing <i>rules</i> memenuhi kriteria minimum support sebesar 6%, minimum <i>confidence</i> sebesar 40% dan nilai lift	Memberikan 5 strategi pemasaran dan merekomendasikan <i>Layout</i> toko sebagai output

Judul	Penulis	Metode	Algoritma	Hasil Penelitian	Kelebihan Penelitian
				ratio lebih dari 1	
Perbandingan Algoritma Apriori dan FP-Growth dalam pengaplikasian <i>Market Basket Analysis</i> Untuk Strategi Bisnis <i>Ritel</i>	(Amelia, Darmansyah, & Rismadin, 2024)	<i>Association Rule Market Basket Analysis</i>	Apriori, FP - Growth	Kedua algoritma menghasilkan hasil yang sama bila minimum <i>support</i> diatur cukup rendah dan <i>confidence</i> 0,1	Membandingkan kedua algoritma secara komprehensif serta hasil kedua algoritma dapat dengan baik digunakan dalam strategi penataan produk berbasis data
Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Squeezer, Apriori, dan FP-Growth Pada Toko Bangunan	(Syaifullah, Puspaningrum, & Al Haromainy, 2024)	<i>Association Rule Market Basket Analysis</i>	Apriori, FP - Growth	Penggunaan Algoritma Apriori menghasilkan 194 <i>rules</i> asosiasi, Algoritma FP-Growth menghasilkan 52 <i>rules</i> asosiasi. Sedangkan pada metode <i>clustering</i> mendapatkan 7 <i>cluster</i> .	Membandingkan dua algoritma <i>association rules</i> dan juga menggunakan metode lain yaitu <i>clustering</i> dalam pengaplikasiannya.

Judul	Penulis	Metode	Algoritma	Hasil Penelitian	Kelebihan Penelitian
Perbandingan Metode Apriori dan Frequent Pattern Growth Dalam Mengetahui Pola Pembelian Konsumen	(Madani, Padmo, Masa, & Setyadi, 2024)	<i>Association Rule Market Basket Analysis</i>	Apriori, FP - Growth	FP-Growth menghasilkan nilai <i>confidence</i> tertinggi sebesar 47,06% dan <i>lift ratio</i> sebesar 3,79, sedangkan Apriori hanya menghasilkan nilai <i>confidence</i> sebesar 41,18% dan <i>lift ratio</i> sebesar 3,32	Membandingkan dua algoritma dalam satu studi dan analisis lebih dalam hingga perhitungan <i>lift ratio</i>
<i>Comparison of Market Basket Analysis to Determine Consumer Purchasing Pattern Using FP – Growth and Apriori Algorithm</i>	(Aldino, Pratiwi, Setiawansyah, Sintaro, & Putra, 2021)	<i>Association Rule Market Basket Analysis</i>	Apriori, FP - Growth	Didapatkan dengan Algoritma FP – Growth sebanyak 19 <i>rules</i> , dengan 3 kombinasi item set. Sedangkan Algoritma Apriori mendapat 6	Menggunakan perbandingan Algoritma Apriori dan FP – Growth untuk melakukan strategi penjualan dan penataan ulang produk

Judul	Penulis	Metode	Algoritma	Hasil Penelitian	Kelebihan Penelitian
				<i>rules</i> dengan 3 kombinasi item set.	
<i>Comparison of Apriori – TID, and FP-Growth Algorithms in Market Basket Analysis at Grocery Stores</i>	(Idris, et al., 2022)	<i>Association Rule Market Basket Analysis</i>	Apriori, FP - Growth	Ditemukan bahwa pola kombinasi dari pembelian bahan makanan dengan nilai <i>confidence</i> tertinggi pada musim terdapat pada pola kombinasi sayuran beku dan susu murni dengan nilai <i>confidence</i> 37%.	Menggunakan kombinasi algoritma Apriori, Apriori TID dan Fp-Growth untuk mencari manakah algoritma terbaik.
<i>A Seasonal and Multilevel Association Basket Approach For Market Basket Analysis in</i>	(Rana Mondal & , 2021)	<i>Multilevel Association Rules</i>	FP - Growth	Didapatkan 125 pola pengulangan dan 300 <i>rule</i> asosiasi dengan <i>confidence</i> sebesar 50% di musim panas dan 197 <i>rules</i>	Penggunaan Algoritma FP-Growth untuk memetakan pola perubahan permintaan konsumen di setiap musim

Judul	Penulis	Metode	Algoritma	Hasil Penelitian	Kelebihan Penelitian
<i>Ritel Supermarket</i>				asosiasi dengan 83 pola pengulangan	
<i>Multilevel Association Rules on Konsumens' Buying Pattern Basket on Sales Transactions : A case Study</i>	(Febrianti, Qurtubi, Yanti, & Purnomo, 2024)	<i>Multilevel Association Rules</i>	FP - Growth	Didapatkan hasil berupa 24 kategori asosiasi, 49 <i>sub categories</i> , dan 12 asosiasi produk.	Memberikan rekomendasi mengenai promosi dan pengembangan layout toko berdasarkan hasil pengaplikasian algoritma FP-Growth.

Berdasarkan penelitian – penelitian sebelumnya, didominasi penggunaan Algoritma FP-Growth dan Apriori dengan Sebagian besar penggunaannya untuk menentukan strategi pemasaran dan sebatas pola pembelian konsumen, sedangkan pada penggunaannya untuk menentukan *layout* atau tata letak toko belum terlalu diangkat pada penelitian terdahulu.

Oleh karena itu, berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka penulis melakukan penelitian dengan menggabungkan dua algoritma, yakni Apriori dan FP- Growth untuk menganalisa dan menentukan rekomendasi dari kedua algoritma tersebut yang lebih efektif dalam menentukan redesain tata letak toko ritel sehingga dapat diketahui redesain yang dilakukan telah optimal ataupun diperlukan perbaikan kembali.

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Tata Letak / Layout

Tata letak atau *layout* mengacu pada cara pengaturan seluruh elemen fisik yang berada dalam suatu tempat, seperti ruko, pabrik ataupun kantor (Rizki, Devrika, Lubis, & Umam, 2020). Dalam konteks penelitian ini yang mengarah pada ritel, *layout* seringkali merujuk pada tata letak suatu produk, rak, ataupun jalur konsumen dalam sebuah toko. Penggunaan *layout* ini bertujuan untuk meningkatkan efisiensi serta meningkatkan pengalaman belanja bagi para

konsumen (Gul, Lim, & Xu, 2023). Selain itu, Menurut Widodo et al. (2021), dalam tata letak sebuah toko ritel, khususnya supermarket, penataan *layout* tentunya tidak dapat didasarkan pada asumsi visual atau intuisi belaka. *Layout* wajib disesuaikan dengan pola pembelian konsumen demi mengidentifikasi produk – produk yang sering dibeli bersamaan sehingga selain dapat meningkatkan pengalaman belanja konsumen, dapat pula meningkatkan efisiensi toko serta memaksimalkan *impulsive buying* konsumen sebagai tujuan pokok penataan *layout* di sebuah toko ritel.

2.2.2 *Knowledge Discovery in Database (KDD)*

KDD merupakan suatu proses yang dilakukan secara sistematis untuk mengidentifikasi pola-pola dalam data yang tidak hanya valid secara statistik, tetapi juga bersifat baru, memiliki potensi untuk memberikan nilai atau manfaat, serta dapat diinterpretasikan dan dipahami oleh manusia. Proses ini melibatkan serangkaian tahapan mulai dari pembersihan data, integrasi data, seleksi data, transformasi data, penambangan data (*data mining*), hingga evaluasi dan presentasi pengetahuan yang diperoleh agar dapat digunakan dalam pengambilan keputusan. merupakan proses yang dilakukan untuk mengidentifikasi pola data yang valid, baru serta berpotensi berguna dan diolah sehingga dapat dipahami (Rian & Wadisman, 2018).

2.2.3 *Association Rule*

Menurut Hidayat, et al. (2019), kebiasaan konsumen adalah hal yang mendasar dalam menentukan keputusan dalam membeli sebuah produk, dalam AMA atau *american Marketing Association* mendefinisikan perilaku konsumen dalam keterlibatan seseorang dengan aktivitas pertukaran di hidupnya memberikan tiga hal penting, yakni, perilaku konsumen sulit diprediksi, melibatkan pertukaran jual dan beli serta melibatkan interaksi kognisi, afeksi, perilaku dan peristiwa di sekitar konsumen. Dalam memetakan kebiasaan konsumen yang sulit untuk diprediksi, *association rule* dalam menjadi Solusi utama dalam hal tersebut.

Association rule atau aturan asosiasi merupakan sebuah teknik dalam data mining yang digunakan dalam menemukan pola pembelian pada konsumen Qisman et al. (2021). Dalam penggunaanya, *rule* atau aturan pada *association rule* mengimplementasikan “if” dan “then”, maksudnya, dikatakan pada aturan tersebut seseorang cenderung cenderung membeli satu barang, jika ia membeli barang lainnya (Efrat, Gernowo, & Farikhin, 2020).

Dalam pengaplikasiannya, *association rule* bertujuan untuk menemukan seluruh aturan asosiasi yang memenuhi persyaratan minimum untuk *support* (*minimum support*) dan *confidence* (*minimum confidence*) aturan yang memenuhi dukungan minimum dan keyakinan

minimum nantinya dapat dikatakan sebagai aturan menarik yang dapat dipertimbangkan (Kurnia, Isharianto, Giap, & Hermawan, 2019). Seperti yang disebutkan sebelumnya, *association rules* memiliki *interestingness measure* atau hal – hal penting yang perlu dipertimbangkan seperti (Ramadhan & Setiawan, 2021):

- a. *Support*, merupakan sebuah ukuran untuk menunjukkan seberapa besar Tingkat dominasi suatu *item* atau *itemset*. Secara mudahnya, *support* digunakan untuk menentukan apakah suatu *item* dapat muncul berapa kali dalam item set tersebut. Nilai *support* tersebut dapat dihitung dengan persamaan (1).

$$Support (A) = \frac{\Sigma(transaksi\ yang\ mengandung\ A)}{\Sigma Total\ Transaksi} \quad (1)$$

- b. *Confidence*, merupakan suatu ukura yang menunjukkan hubungan antar dua *item* berdasarkan kondisi tertentu. Bisa dikatakan jika nilai *confidence* yang tinggi menandakan bahwa kedua item tersebut memang sering dibeli dalam satu transaksi bersama. Nilai *Confidence* dapat didapatkan dengan persamaan (2).

$$Confidence (B|A) = \frac{\text{number of transaction } B \cap A}{\Sigma Transaksi\ B} \quad (2)$$

- c. *Lift ratio*, salah satu tolak ukur dalam *association rules* yang digunakan untuk memngetahui seberapa kuat hubungan antara kedua item atau lebih dibandingkan dengan kemungkinan hubungan tersebut secara acak. Persamaan (3).

$$Lift (B|A) = \frac{Support\ B \cap A}{Support\ (A) \times Support\ (B)} \quad (3)$$

2.2.4 Market Basket Analysis

Market basket analysis dapat dikatakan sebagai gabungan atau kombinasi yang muncul dalam suatu perdagangan yang didapatkan dari penggunaan *association rules* (Gupta & Arora, 2017). Analogi *maeket basket analysis* sendiri adalah misalkan, dalam sebuah pasar atau usaha, beberapa orang dapat terlihat sering membeli tomat dan cabai akan cenderung membeli bawang sehingga dari pemahaman tersebut, pelaku usaha dapat mendorong untuk menargetkan konsumen yang membeli tomat dan cabai dengan diberi bawang, strategi ini akan membuat konsumen membeli lebih banyak satu transaksi belanja, hal itu dapat disebut sebagai strategi *bundling* (Rizqi, 2019). Selain itu, strategi lain yang bisa dimainkan dengan *market basket analysis* adalah desain katalog, perubahan *layout* dan penawaran berjangka (*flash sale*) strategi

tersebut tentunya dapat meningkatkan keinginan membeli konsumen atau yang dapat disebut sebagai *impulsive buying* menjadi tinggi (Joe, Sreejith, & Sekar, 2019).

2.2.3 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan salah satu pendekatan dalam teknik analisis *association rule* yang berperan dalam mengidentifikasi hubungan atau keterkaitan antar item dalam data transaksi berskala besar. Melalui pendekatan ini, pola-pola asosiatif yang tersembunyi dalam kumpulan data dapat diekstraksi secara sistematis dan disederhanakan, sehingga menghasilkan informasi yang lebih terstruktur dan mendukung proses pengambilan keputusan berbasis data (Madani, Padmo, Masa, & Setyadi, 2024). Dalam studi lain yang dipaparkan oleh Vaishampayan (2021), prinsip dasar Algoritma Apriori adalah bahwa produk dari *itemset* yang tidak sering muncul tidak akan diuji. Cara kerja dari Algoritma ini adalah dimulai dari membandingkan nilai *support* dari masing – masing *item*, kemudian meningkatkan jumlah kombinasi pada setiap iterasi berikutnya. Setelah *itemset* yang sering muncul tersebut terbentuk, nilai *confidence* akan dihitung untuk setiap *itemset* dan kombinasi dengan nilai *confidence* terbaik yang akan diambil sebagai *rules* asosiasi terpilih.

Dengan lebih jelasnya, Agrawal, et al. (1994) memaparkan langkah – langkah pengaplikasian Algoritma Apriori sebagai berikut:

1. Pembentukan Kandidat 1 – *itemset* (C1)

Proses dimulai dengan memindah keseluruhan data transaksi untuk menghitung frekuensi dari kemunculan setiap *item* tunggal kemudian dari setiap kemunculan *item* Tunggal tersebut lalu disimpan dalam *candidate set* (C1).

2. Seleksi 1 – *itemset* yang memenuhi minimum *support* (L1)

Dari C1, *item* dengan nilai *support* yang lebih besar atau sama dengan minimum *support* lalu akan dimasukkan ke dalam kumpulan item yang sering muncul secara bersamaan atau dapat disebut sebagai *frequent itemset* pertama (L1). Rumus yang digunakan dalam menghitung nilai *support* sama dengan persamaan (1).

3. Pembentukan kandidat K – *itemset* (C_k)

Dalam proses ini dilakukan *self-join* untuk membentuk kandidat himpunan item dengan jumlah item sebanyak k proses ini menggabungkan *frequent itemset* sebelumnya untuk mencari kombinasi *item* baru.

4. *Pruning* kandidat

Dilakukan eliminasi kandidat yang memiliki *subset* tidak termasuk dalam *frequent itemset* hal ini sesuai dengan prinsip Apriori bahwa *subset* dari *frequent itemset* juga harus bersifat *frequent* atau sering muncul.

5. Seleksi *frequent K – itemset* (L_k)

Seluruh kandidat pada C_k lalu dihitung nilai *support*nya dimana kandidat yang memenuhi syarat minimum *support* akan masuk ke L_k .

6. Proses Iterasi

Langkah pembentukan kandidat, pruning dan seleksi kemudian diulang kembali hingga tidak ada lagi kandidat yang memenuhi minimum *support*. Proses ini dinyatakan selesai jika L_k telah kosong.

7. Pembentukan aturan asosiasi (*association generation*)

Pada langkah terakhir, *frequent itemset* kemudian dibentuk aturan asosiasi dalam bentuk $A \rightarrow B$ yang kemudian dihitung nilai *confidencenya* dengan persamaan (2). Hanya aturan yang memiliki nilai *confidence* $\geq$ *minimum confidence* yang dipilih sebagai aturan asosiasi final.

2.2.4 Algoritma FP – Growth

FP-Growth (Frequent Pattern Growth) merupakan salah satu algoritma alternatif dalam proses penambangan data (*data mining*) yang dirancang untuk mengidentifikasi pola-pola frekuensi dalam kumpulan data berukuran besar. Berbeda dengan algoritma Apriori yang mengandalkan proses pencacahan kandidat itemset secara berulang (Raihan, 2024). FP-Growth menawarkan pendekatan yang lebih efisien dengan membangun sebuah struktur pohon yang disebut *FP-Tree* (Frequent Pattern Tree).

Struktur ini memungkinkan pemrosesan data dilakukan secara lebih cepat dan hemat sumber daya karena tidak perlu menghasilkan kandidat itemset secara eksplisit. Algoritma ini bekerja dengan cara mengompresi data transaksi ke dalam bentuk pohon dan kemudian mengekstraksi pola-pola yang sering muncul melalui teknik *divide and conquer*. Dengan kemampuannya dalam menangani data skala besar secara efisien, FP-Growth menjadi salah satu metode yang sangat relevan untuk diterapkan dalam berbagai analisis, seperti rekomendasi produk, segmentasi konsumen, dan pengambilan keputusan berbasis pola perilaku konsumen (Saputra, Rahayu, & Hariguna, 2023).

Dalam pengaplikasiannya sendiri, menurut Han, Pei, et al. (2000) FP – Growth memiliki hanya 4 langkah pengolahan data sebagai berikut :

1. Pembentukan *Frequent Itemset 1 – itemset*

Pada langkah ini dilakukan pemindaian pada seluruh data transaksi untuk menghitung langsung nilai *support* setiap *item*. Kemudian dilakukan eliminasi *item* yang memiliki nilai *support* dibawah minimum *support* yang telah ditentukan lalu *item* tersebut diurutkan berdasarkan frekuensi kemunculanya.

2. Pembangunan *FP - Tree*

Pada langkah ini dilakukan pemindaian kembali terkait data transaksi yang telah dilakukan filtrasi. Pemindaian kedua ini meliputi proses pengurutan keseluruhan frekuensi seperti pada langkah pertama kemudian menambahkan *item* kedalam FP – Tree, membentuk jalan yang mewakili urutan item dalam transaksi tersebut. namun, jika jalur sudah ada sebelumnya, cukup menambahkan *count* pada simpul yang sesuai. Setelah itu menyimpan hubungan antar item dalam *header table* yang berisi pointer ke semua simpul yang mewakili *item* tersebut di FP – Tree.

3. Pencarian Pola *Frequent (Frequent Pattern Mining)*

Dalam langkah ini dilakukan dengan metode *divide and conquer* atau merupakan etode pemecahan masalah yang dilakukan dengan cara membagi masalah besar menjadi beberapa masalah yang lebih kecil, menyelesaikan masing-masing masalah kecil tersebut, kemudian menggabungkan hasilnya untuk memperoleh solusi akhir.

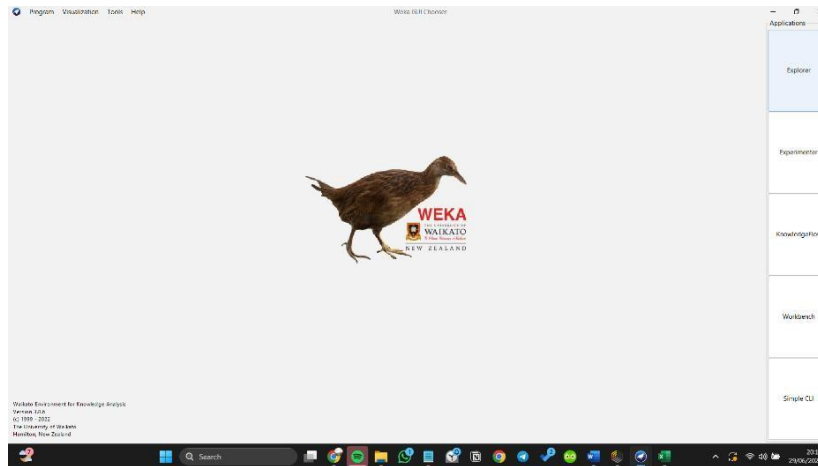
4. Pembentukan Aturan Asosiasi

Sama seperti Apriori, dalam proses ini dibentuk aturan asosiasi $A \rightarrow B$ dengan menghitung *confidence* dan *lift* untuk memilih aturan yang memenuhi minimum *confidence* dan relevansi yang diinginkan.

2.2.5 *Waikato Environment for Knowledge Analysis (WEKA)*

Waikato Environment for Knowledge Analysis (WEKA) merupakan perangkat lunak *open source* yang dikembangkan oleh Universitas of Waikato, Selandia Baru yang dirancang khusus untuk kebutuhan *data mining* dan *machine learning* (Srivastava, 2014). WEKA memudahkan pengguna dalam melakukan analisis data, terutama dalam menemukan pola asosiasi pada data transaksi MBA dikarenakan WEKA menyediakan banyak algoritma seperti klasifikasi, *clustering*, regresi hingga *association rules mining* untuk memudahkan dalam menemukan pola asosiasi. Format data yang didukung seperti ARFF dan CSV semakin memudahkan integrasi data dengan pengaturan nilai support, confidence, dan lift yang fleksibel.

Dibandingkan dengan R Studio dan RapidMiner, WEKA memiliki sejumlah keunggulan yang menjadikannya populer di kalangan akademisi dan peneliti, terutama dalam skala kecil-menengah. WEKA lebih mudah digunakan karena berbasis GUI dan tidak memerlukan coding, berbeda dengan R Studio yang memerlukan pemrograman menggunakan bahasa R, serta RapidMiner yang meskipun visual, namun fitur lengkapnya terbatas pada versi berbayar. Selain itu, WEKA dikenal ringan dijalankan di perangkat standar dan menyediakan algoritma asosiasi secara langsung tanpa perlu instalasi tambahan (Rathore, 2020). Ketersediaan fitur visualisasi yang intuitif pada WEKA juga mempermudah interpretasi dan eksplorasi hasil *mining*, yang krusial untuk mengidentifikasi pola pembelian yang relevan dan merancang tata letak toko secara efektif (Dwivedi, Srivastava, & Gupta, 2023). Karena kepraktisan dan efektivitasnya, WEKA sering digunakan dalam penelitian untuk menganalisis pola pembelian konsumen dan menyusun strategi seperti product bundling maupun penataan layout toko, menjadikannya pilihan tepat untuk studi berbasis *market basket analysis* (Ali & Aydilek, 2021). Gambar 2. 1 merupakan tampilan awal aplikasi WEKA.



Gambar 2. 1 Tampilan *Software* WEKA

2.2.6 *Activity Relationship Chart* (ARC)

Activity Relationship Chart (ARC) merupakan salah satu teknik dasar namun efektif yang digunakan dalam perancangan tata letak fasilitas, khususnya dalam konteks perencanaan ruang yang efisien dan fungsional (Permatasari & Pramandha, 2020). Teknik ini bertujuan untuk mengidentifikasi serta menggambarkan tingkat kedekatan atau hubungan antar aktivitas yang berlangsung di dalam suatu sistem kerja atau lingkungan fasilitas. Dengan memetakan hubungan antar aktivitas — seperti seberapa sering interaksi terjadi, tingkat urgensi konektivitas, atau kebutuhan akan kedekatan fisik antar departemen atau fungsi — perancang dapat mengembangkan tata letak yang tidak hanya efisien secara operasional, tetapi juga mendukung aliran kerja yang optimal.

ARC biasanya disajikan dalam bentuk matriks atau diagram yang menyederhanakan kompleksitas hubungan antar aktivitas menjadi visual yang lebih mudah dianalisis. Melalui pendekatan ini, perencanaan tata letak menjadi lebih terstruktur karena didasarkan pada kebutuhan fungsional dan logika hubungan kerja, bukan sekadar pada pertimbangan spasial semata. Teknik ini sangat bermanfaat dalam berbagai konteks, mulai dari pabrik manufaktur, kantor, hingga fasilitas layanan publik, karena mampu meningkatkan produktivitas dan meminimalkan waktu serta biaya perpindahan antar aktivitas (Kolo, Budiman, Edy Tantowi, & Larutama, 2021).

Dalam ARC diketahui bahwa terdapat perbedaan warna antar keterangan antar keterkaitan satu objek dengan object lainnya (Azizah, et al., 2023), lengkapnya dapat dilihat pada Tabel 2. 2.

Tabel 2. 2 Keterangan derajat *relation*

Kode	Warna	Deskripsi
A	Merah	Mutlak/ <i>Absolute Important</i>
E	Kuning	Sanget Penting/ <i>Very Important</i>
I	Hijau	Penting
O	Biru	Biasa
U	Putih	Tidak Penting
X	Hitam	Tidak Dikehendaki/Dilarang

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Objek Penelitian

Penelitian ini dilakukan di Toko He Mart yang terletak di Kaliagir Lor RT 007, RW 13, Kalitirto, Kec. Berbah, Kab. Sleman, DI Yogyakarta. Objek penelitian ini berfokus pada tata letak di Toko He Mart yang tepat sesuai dengan pola perilaku pembelian konsumen Toko.

3.2 Metode Pengumpulan Data

Metode Pengambilan data yang digunakan pada penelitian ini adalah :

- a. Kajian literatur
Kajian literatur dilakukan untuk mengumpulkan data yang berkaitan dengan penelitian ini, yang bersumber pada penelitian terdahulu dan buku yang sudah ada.
- b. Observasi langsung
Observasi langsung meliputi melakukan pengamatan secara langsung untuk memperoleh data yang diperlukan serta mengamati konsumen yang datang untuk berbelanja dan tata letak awal di Toko He Mart.
- c. Wawancara
Dilakukan wawancara secara tanya jawab kepada *owner* dan konsumen toko untuk mendapatkan informasi sesuai dengan penelitian.

3.3 Jenis Data Penelitian

a. Data Primer

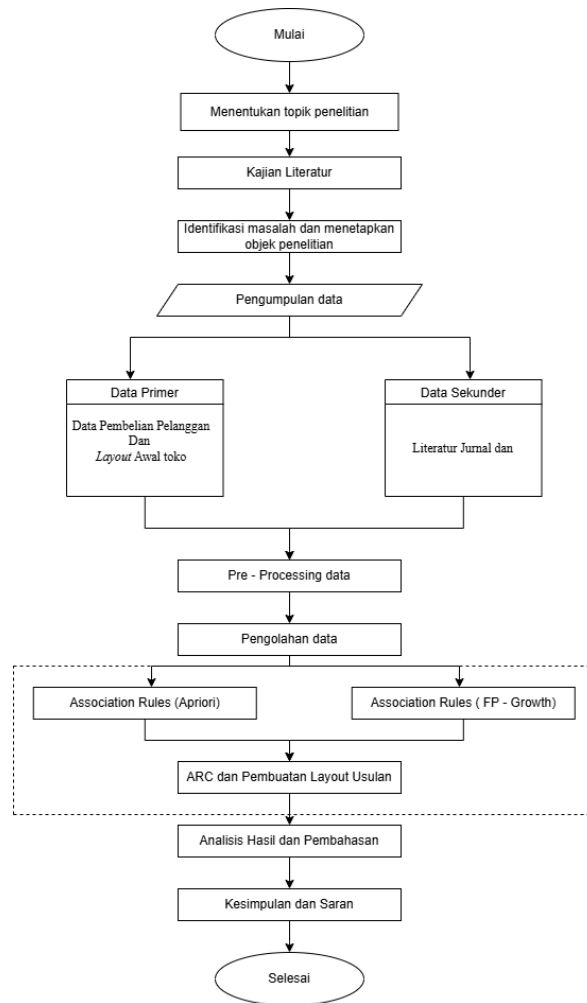
Data primer adalah data yang berasal dari narasumber yang didapatkan secara langsung melalui observasi dan wawancara kepada *owner* dan Konsumen Toko He Mart. Data yang didapatkan berupa data pembelian konsumen dalam jangka waktu yang ditentukan dan *layout* awal toko yang meliputi susunan awal produk serta luas toko serta informasi seputar profil ritel.

b. Data Sekunder

Data sekunder adalah pendukung data primer yang didapatkan dari referensi buku serta literatur yang dilakukan untuk mendukung teori dan juga sebagai acuan untuk menyelesaikan permasalahan pada penelitian ini. Literatur yang dimaksud meliputi jurnal dari penelitian terdahulu yang relevan.

3.4 Alur Penelitian

Gambar 3.1 merupakan bagan alur penelitian yang akan dilakukan pada penelitian ini.



Gambar 3.1 Alur Penelitian

Berikut merupakan penjelasan dari alur penelitian.

1. Menentukan Topik Penelitian

Pada tahap pembuka penelitian ini dilakukan penentuan topik penelitian seperti seperti riset awal terkait penentuan judul dan gambaran besar apa yang ingin dilakukan pada penelitian ini.

2. Kajian Literatur

Selanjutnya melakukan kajian literatur dengan cara mencari jurnal atau penelitian lain yang relevan dengan topik yang ditentukan untuk memudahkan serta mengatur arah penelitian yang akan dilakukan.

3. Identifikasi Masalah dan Menetapkan Objek Penelitian

Pada tahap ini peneliti terjun langsung untuk mengecek beberapa objek yang mungkin dapat digunakan untuk menjadi objek penelitian ini sekaligus mengidentifikasi secara langsung apakah terdapat permasalahan yang dapat diselesaikan berdasarkan topik yang telah di tentukan sebelumnya.

4. Pengumpulan Data

Setelah itu dilakukan pengumpulan data mencakup pengukuran *layout* awal ritel serta data transaksi, wawancara dengan owner serta dokumentasi pelaksanaan

5. *Pre – Processing Data*

Peneliti melakukan pembersihan, transformasi dan pengorganisasian data agar siap dianalisis, terutama untuk data transaksi yang digunakan dalam proses *Association Rule Mining*

6. Pengolahan Data

Data yang diperoleh dan sudah dibersihkan lalu diproses menggunakan *software* WEKA pada dua algoritma yaitu Algoritma Apriori dan Algoritma FP – Growth, dari keduanya lalu peneliti memilih algoritma terbaik.

7. ARC dan Pembuatan *Layout* Usulan

Hasil dari proses ARM digunakan untuk menyusun *Activity Relationship Chart* (ARC) untuk membantu merancang *layout* toko usulan yang optimal berdasarkan perilaku pembelian konsumen.

8. Analisis Hasil dan Pembahasan

Tahap ini menganalisis efektifitas *Layout* usulan, membandingkan hasil dari kedua algoritma, serta meninjau hasil dari kedua algoritma serta meninjau hasil terhadap tujuan penelitian

9. Kesimpulan dan Saran

Peneliti menarik Kesimpulan dari hasil analisis serta memberikan saran untuk implementasi *layout* atau penelitian selanjutnya

BAB IV

PENGUMPULAN DATA

4.1 Pengumpulan Data

4.1.1 Profil Perusahaan

He Mart merupakan salah satu toko ritel yang berlokasi di di Kaliajir Lor RT 007, RW 13, Kalitirto, Kec. Berbah, Kab. Sleman, DI Yogyakarta. Berdiri sejak tahun 2022, toko ritel ini merupakan toko pertama di daerahnya yang menggunakan sistem *point of sales* atau sebuah sistem yang digunakan untuk memproses transaksi penjualan di titik Dimana pembeli membayar barang atau layanan. Toko ritel ini menyediakan berbagai jenis produk untuk mencukupi kebutuhan sehari – hari para calon pembelinya sehingga target pasar dari ritel ini adalah warga desa setempat.

4.1.2 Data Historis Transaksi Belanja

Penelitian ini menggunakan data transaksi belanja pada periode 1 April 2025 – 20 Mei 2025 di ritel He Mart. Data yang diperoleh merupakan jenis produk yang dibeli oleh konsumen dalam satu transaksi dengan maksud data tersebut dapat menghasilkan pola belanja konsumen. Gambar 4. 1 merupakan salah satu dari struk belanja yang merupakan data historis transaksi belanja yang digunakan pada pengolahan data.



Gambar 4. 1 Data Historis Transaksi Belanja

4.1.3 Kategori Produk

Produk yang dijual pada toko dibagi ke dalam kategori – kategori yang lebih spesifik untuk mempermudah dalam melakukan *procesing* data pada pendekatan *association rule*. Pengelompokan ini dilandaskan pada persamaan tipe produk secara umum, sedangkan pada sub kategori, pengelompokan dibagi menjadi lebih spesifik dan berdasar pada merek produk. Sehingga dari banyaknya produk yang dijual, dikelompokkan kedalam 22 kategori dan dibagi lagi menjadi 100 sub kategori. Rincian dari kategori dan sub kategori dapat dilihat pada Tabel 4. 1.

Tabel 4. 1 Kategori dan Sub Kategori Produk

Departemen	Kategori	Sub Kategori
1	<i>Cleaner</i>	Detergen; Sabun cuci piring ; pembersih lantai ; pewangi
2	<i>Condiment</i>	garam ; msg ; kecap ; saus ; cuka ; mayonaise ; santan ; pewarna makanan ; bahan kue ; jelly powder ; bumbu instan ; minyak ; mentega ; margarin
3	<i>Confectionery</i>	coklat ; permen
4	<i>Cigarette</i>	rokok
5	<i>Ready to eat</i>	mie instan ; bubur instan ; makanan kaleng ; makanan sachet
6	<i>Breakfast</i>	selai; meses; keju; madu; roti tawar
7	<i>Instant Beverage</i>	kopi ; minuman bubuk; teh; skm
8	<i>Sanitary</i>	Tissue; Pembalut; kapas ; <i>cotton buds</i> ; popok bayi
9	<i>food</i>	wafer; chip ; krupuk; tradisional; biskuit; kacang; aneka kripik ; <i>jelly</i>
10	<i>Frozen food & cold beverages</i>	makanan beku ; sosis ; minuman dingin ; <i>Ice cream</i>
11	<i>health care</i>	obat; vitamin; plester; koyo
12	<i>Gallon-Cooking Gas-Rice -Eggs- cat food</i>	galon ; gas ; beras ; telur ; cat food
13	<i>toiletries</i>	sabun mandi ; sampo ; pasta gigi ; sikat gigi ; alat cukur ; parfum ; body care
14	<i>insecticide & Air Freshner</i>	pembasmi serangga ; pengharum ruangan

Departemen	Kategori	Sub Kategori
15	<i>Drink</i>	susu ; air mineral ; minuman kesehatan ; teh kemasan ; <i>soft drink</i> ; jus ; kopi cair
16	<i>stationary</i>	alat tulis ; gunting ; plastik ; payung ; jas hujan ; sandal ; semir, lilin; sedotan; kertas kado; buku ; lem
17	<i>baby stuff</i>	susu bayi ; cemilan bayi ; popok bayi
18	<i>skin care & cosmetic</i>	lipstick ; micelar water; serum ; pelembab ; deodorant ; parfum
19	<i>miscellaneous</i>	kaos kaki; mainan; gesper
20	<i>Telecommunications – Perfume Refills</i>	kartu perdana; voucher data; earphone; charger; parfum isi ulang
21	<i>Houseware</i>	Lakban ; kabe, rol ; lampu ; kain lap ; sandal ; pel
22	<i>dairy</i>	Susu uht ; susu anak

4.2 Pre – Processing Data

4.2.1 Integrasi Data

Tahap awal pengolahan data dalam penelitian ini melibatkan tiga tahap pre-processing, dimulai dari data cleaning. Pada tahap ini, peneliti terlebih dahulu mengubah data transaksi ritel dari bentuk fisik (struk belanja) menjadi bentuk digital melalui proses *entry data* ke dalam *Excel*. Selanjutnya dilakukan perbaikan kesalahan penulisan (misalnya koreksi ejaan produk yang tidak konsisten), penyeragaman format penulisan (seperti penggunaan huruf kapital, tanda baca, atau kode produk yang sama), serta penghapusan data duplikat agar tidak terjadi perhitungan ganda. Data yang kosong atau transaksi yang hanya memuat satu jenis produk juga dihapus karena tidak memberikan nilai dalam analisis asosiasi. Melalui proses pembersihan ini, dari total 3.373 transaksi awal, tersisa 1.753 transaksi yang layak diolah lebih lanjut berdasarkan kategori produk.

Selanjutnya, dilakukan tahapan *data reduction*, dengan melakukan pengurangan pada variable yang tidak digunakan pada data transaksi, antara lain variabel tanggal, kode transaksi, harga satuan serta jumlah item produk terjual. Sehingga variabel yang digunakan hanya nama item produk per transaksi, dikarenakan dalam pengolahan asosiasi baik *Algoritma Apriori* maupun

FP – Growth hanya dibutuhkan nama item produk. Tahapan terakhir dalam proses *pre – processing* data adalah melakukan penggabungan produk berdasarkan jenis yang sama sehingga menjadi satu kesatuan kelompok produk. Tabel 4. 2 menampilkan hasil dari tahap *pre – processing* data berdasarkan kategori untuk mempermudah dalam melakukan pengolahan data.

Tabel 4. 2 Kategori *Pre-Processing Data*

Transaksi	Kategori
1	<i>Cigarette, Food</i>
2	<i>Food , Ready to Eat, Gallon- Cooking Gas -Rice -Eggs- cat food</i>
3	<i>Food, Cigarette</i>
4	<i>Sanitary, Miscellaneous</i>
.....	
1753	<i>Confectionery, Ready to Eat, Instant beverage, Toiletries, Insecticide & Air freshener</i>

4.2.2 Transformasi Data Kategori

Data yang telah diklasifikasikan berdasarkan kategorinya kemudian melalui proses transformasi agar sesuai dengan format yang dibutuhkan oleh perangkat lunak yang digunakan dalam pengolahan data. Sebelum diolah, data terlebih dahulu dikonversi ke dalam format simbolik dengan representasi "Yes (Y)" dan "No (N)". Setelah proses konversi selesai, data disimpan dalam format CSV untuk selanjutnya digunakan dalam proses analisis data. Gambar 4. 2 merupakan tampilan data yang telah berhasil di transformasi.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W
1	TRANSKSI	CLEANER	CONDIMET	CONFECTIONET	CIGARETTE	SIAP	BREAKFAS INSTAN	SANITARY	FOOD	FROZEN	HEALTH	GALON	TOILETERII	INSECTICII	DRINK	STATIONAI	BABY	SKINCARE	MISCELLAI	TELEKOM	HOUSEWA	DAIRY	
2	1	T	T	Y	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
3	2	T	T	T	T	Y	T	T	T	Y	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
4	3	T	T	Y	T	T	T	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
5	4	T	T	T	T	T	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	Y	T	T	T	T	T	T
6	5	T	T	T	Y	T	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
7	6	T	T	T	T	Y	T	Y	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
8	7	T	Y	T	T	Y	T	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
9	8	T	Y	Y	T	Y	T	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
10	9	Y	T	T	T	Y	T	T	T	Y	T	Y	Y	T	T	T	Y	T	T	T	T	T	T
11	10	T	T	T	T	T	T	T	Y	Y	Y	T	T	T	T	T	T	T	Y	T	T	T	T
12	11	T	T	T	T	Y	T	T	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
13	12	T	T	T	Y	T	T	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
14	13	T	Y	T	T	T	T	T	T	Y	Y	T	T	Y	T	Y	T	T	T	T	T	T	T
15	14	T	T	T	T	T	T	T	Y	T	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
16	15	T	T	T	T	Y	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
17	16	T	T	T	T	T	T	T	T	Y	Y	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T
18	17	Y	Y	T	T	Y	T	Y	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	Y
19	18	T	T	T	Y	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
20	19	T	T	T	T	T	T	T	T	Y	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
21	20	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
22	21	T	Y	T	T	Y	T	Y	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
23	22	T	T	T	Y	Y	T	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
24	23	T	T	Y	Y	T	T	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
25	24	T	T	Y	T	Y	T	T	T	Y	Y	T	Y	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T
26	25	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T
27	26	T	T	T	T	T	T	T	T	Y	T	T	T	T	T	T	T	Y	T	T	T	T	T

Gambar 4. 2 Transfortasi Data Kategori

4.3 Pengolahan data *Association Rules Mining* dengan Algoritma Apriori

4.3.1 Penentuan Parameter Data Kategori

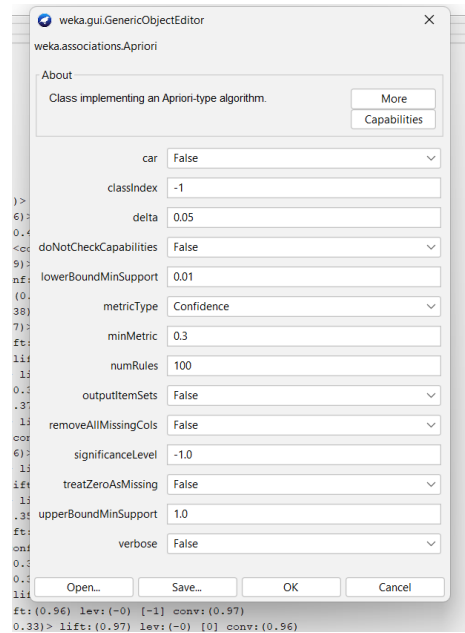
Menurut (Yan, Zhang, & Zhang, 2009), penentuan nilai minimum *support* dan minimum *confidence* bersifat *user defined* atau disesuaikan dengan kebutuhan pengguna atau melalui metode adaptif. Pada penelitian ini dilakukan *trial and error* untuk menentukan parameter yang sesuai berdasarkan asosiasi yang terbentuk untuk kedua Algoritma.

Tabel 4. 3 menampilkan hasil percobaan yang dilakukan untuk menentukan nilai minimum *support* dan minimum *confidence* pada penelitian ini.

Tabel 4. 3 Percobaan Penentuan Parameter *Support* dan *Confidence*

Percobaan	Min. <i>Support</i>	Min. <i>Confidence</i>	Hasil
1	0.1	0.5	Tidak menghasilkan rules apapun
2	0.01	0.5	Ada <i>rule</i> terbentuk dengan sedikit variasi
3	0.01	0.3	Ada <i>rule</i> terbentuk dengan banyak variasi

Berdasarkan eksperimen awal dengan *minimum support* 0.1 dan *confidence* 0.5, tidak ditemukan aturan asosiasi. Nilai support kemudian diturunkan menjadi 0.01, dan aturan mulai terbentuk meskipun dengan variasi terbatas. Pada percobaan selanjutnya, dengan *confidence* diturunkan menjadi 0.3, terbentuk lebih banyak aturan dengan variasi yang lebih luas. Hal ini menunjukkan bahwa pola pembelian dalam dataset cenderung jarang berulang dalam jumlah besar, sehingga diperlukan *threshold* rendah, khususnya pada parameter *confidence*, untuk menangkap aturan tersembunyi yang relevan. Gambar 4. 3 merupakan parameter yang telah ditentukan telah diaplikasikan.



Gambar 4. 3 Min. Support dan Min. Confidence Algoritma Apriori

4.3.2 Identifikasi Asosiasi Antar Kategori

Setelah memasukkan nilai minimum *support* dan minimum *confidence* yakni 0,01 dan 0,3 kemudian dilakukan *run* pada *software* WEKA sehingga memunculkan 50 *output* kemudian berdasarkan seluruh output yang diperoleh, dilakukan pemisahan antara aturan asosiasi yang dianggap valid dan tidak valid. Suatu aturan dikategorikan valid apabila memiliki nilai *lift ratio* ≥ 1 , yang menunjukkan adanya hubungan yang kuat dan relevan antar item. Hasil asosiasi yang terbentuk antar kategori dengan menggunakan *software* WEKA ditampilkan pada Tabel 4. 4.

Tabel 4. 4 Hasil Asosiasi antar Kategori Algoritma Apriori

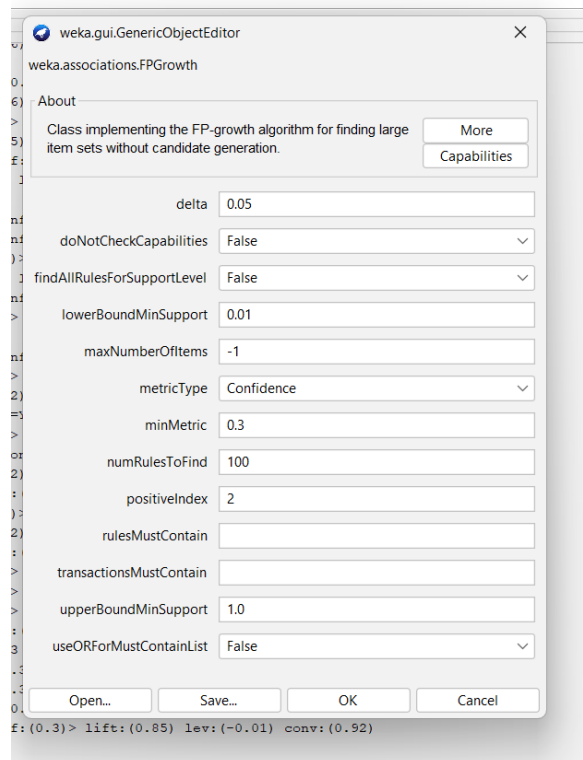
No	Premises	Coclusion	Support	Confidence	Lift
1	Ready to Eat ; Gallon- Cooking Gas -Rice - Eggs- cat food Food; Gallon- Cooking	Food	0.012	0.5	1.32
2	Gas -Rice -Eggs- cat food	Ready to Eat	0.012	0.46	1.29
3	Ready to Eat ; Dairy	Cleaner	0.011	0.40	1.10
4	Ready to Eat ; Toiletries	Cleaner	0.027	0.39	1.07

No	Premises	Coclusion	Support	Confidence	Lift
5	Cigarette	Frozen Food & Cold Beverage	0.038	0.39	1.35
6	Insecticide & Air Freshener	Toileteries	0.023	0.38	1.53
7	Toileteries	Cleaner	0.093	0.38	1.04
8	Instant Beverage	Cleaner	0.128	0.37	1.02
9	Cleaner ; Dairy	Ready to Eat	0.011	0.37	1.04
10	Insecticide & Air Freshener	Cleaner	0.022	0.37	1.01
11	Ready to Eat	Cleaner	0.130	0.36	1.00
12	Insecticide & Air Freshener	Ready to Eat	0.136	0.36	1.01
13	Cleaner	Ready to Eat	0.130	0.36	1.00
14	Cleaner	Instant Beverage	0.128	0.35	1.02

Berdasarkan pengolahan data dari 1753 data transaksi dengan menggunakan *software* WEKA dan Algoritma FP – Growth didapatkan 14 asosiasi antar kategori.

4.4 Pengolahan data *Association Rules Mining* dengan Algoritma FP - Growth

Pada pengolahan data selanjutnya, masih menggunakan *Software* WEKA dilakukan pengolahan data *Association Ruls Mining* dengan Algoritma FP – Growth. Data yang digunakan masih sama dengan pengolahan data sebelumnya dengan nilai *min. support* dan *min. confidence* menggunakan 0.01 dan 0.03. kedua nilai tersebut kemudian aplikasikan kembali pada *software* pada Gambar 4. 4



Gambar 4. 4 Min. Support dan Min. Confidence Algoritma FP – Growth

4.4.1 Identifikasi Asosiasi Antar Kategori

Sama seperti langkah pada Algoritma Apriori, setelah memasukkan nilai min. *support* dan min. *confidence* kemudian dilakukan run pada *software* WEKA. Sama seperti pada algoritma sebelumnya, terdapat 50 asosiasi yang muncul kemudian berdasarkan seluruh output yang diperoleh, dilakukan pemisahan antara aturan asosiasi yang dianggap valid dan tidak valid. Suatu aturan dikategorikan valid apabila memiliki nilai *lift ratio* ≥ 1 , yang menunjukkan adanya hubungan yang kuat dan relevan antar item. Hasil asosiasi yang terbentuk antar kategori dengan menggunakan *software* WEKA ditampilkan pada Tabel 4. 4.

Tabel 4. 5 Hasil Asosiasi antar Kategori Algoritma FP - Growth

No	Premises	Coclusion	Support	Confidence	Lift
	<i>Ready to Eat ; Gallon-</i>				
1	<i>Cooking Gas -Rice - Eggs- cat food</i>	<i>Food</i>	0.012	0.5	1.32

No	Premises	Coclusion	Support	Confidence	Lift
	<i>Food ; Gallon-</i>				
2	<i>Cooking Gas -Rice - Eggs- cat food</i>	<i>Ready to Eat</i>	0.012	0.46	1.29
3	<i>Ready to Eat ; Dairy</i>	<i>Cleaner</i>	0.011	0.4	1.10
4	<i>Ready to Eat ; Toiletries</i>	<i>Cleaner</i>	0.027	0.39	1.07
5	<i>Cigarette</i>	<i>frozen food & Cold Beverage</i>	0.038	0.39	1.35
6	<i>Insecticide & Air Freshener</i>	<i>Toiletries</i>	0,025	0.38	1.53
7	<i>Toiletries</i>	<i>Cleaner</i>	0,093	0.38	1.04
8	<i>Instant beverage</i>	<i>Cleaner</i>	0.128	0.37	1.02
9	<i>Cleaner ; Dairy</i>	<i>Ready to Eat</i>	0.011	0.37	1.04
10	<i>Insecticide & Air Freshener</i>	<i>Cleaner</i>	0.223	0.37	1.01
11	<i>Ready to Eat</i>	<i>Cleaner</i>	0.131	0.36	1.00
12	<i>Instant Beverage ; Confectionery</i>	<i>Ready to Eat</i>	0.019	0.36	1.00
13	<i>Insecticide & Air Freshener</i>	<i>Ready to Eat</i>	0.022	0.36	1.01
14	<i>Cleaner</i>	<i>Ready to Eat</i>	0.131	0.36	1.00
15	<i>Cleaner</i>	<i>Instant beverage</i>	0.128	0.35	1,02

Berdasarkan pengolahan data dari 1753 data transaksi dengan menggunakan *software* WEKA dan Algoritma FP – Growth didapatkan 15 asosiasi antar kategori.

4.5 Perbandingan Output Algoritma Apriori dan FP – Growth

Setelah dilakukan seluruh pengolahan data menggunakan kedua algoritma, kemudian dilakukan perbandingan dari kedua output. Output dari pengolahan dengan algoritma yang dinilai baik akan digunakan untuk melakukan perhitungan selanjutnya sebagai acuan utama dalam melakukan redesain tata letak toko ritel. Aspek perbandingan mengikuti dari penelitian sebelumnya yaitu dari penelitian (Firgiawan & Nur, 2020) yang membandingkan dari indikator

perbandingan berupa Jumlah *rules*, *average confidence*, *average support* dan *average lift ration*. Sehingga, Perbandingan dapat dilihat pada Tabel 4. 6

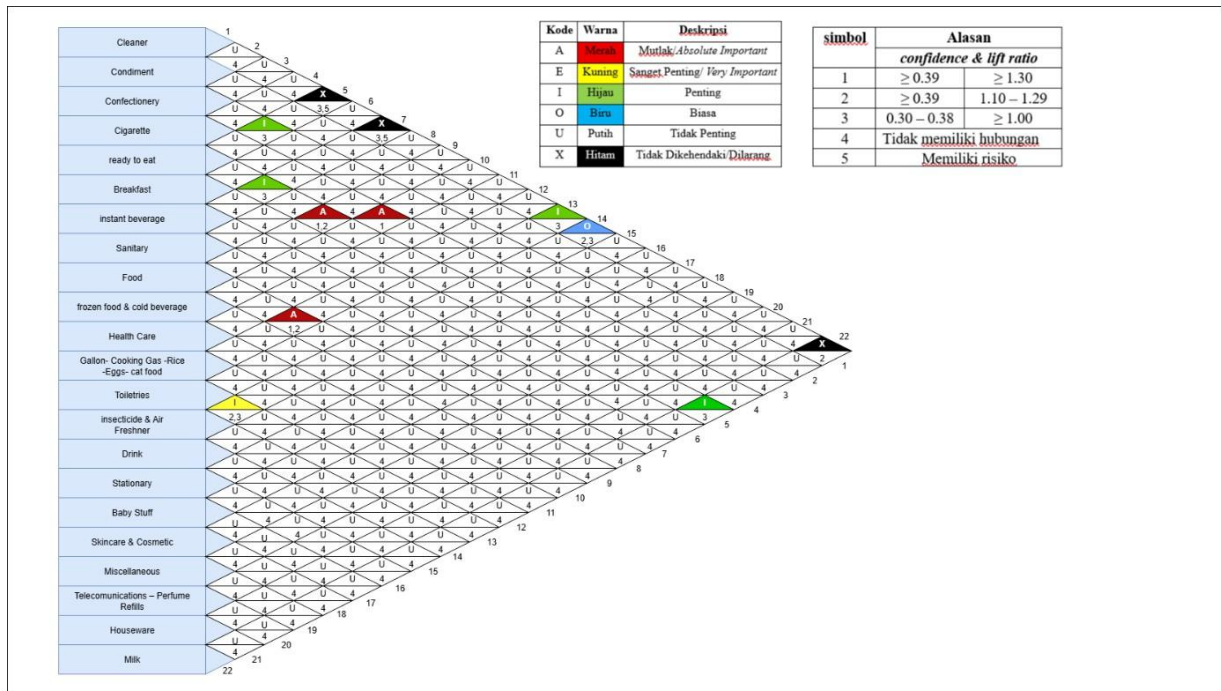
Tabel 4. 6 Perbandingan Algoritma Apriori dan FP - Growth

No	Indikator Pembanding	Algoritma Apriori	Algoritma FP - Growth
1	Jumlah <i>rules</i> ($\text{Lift Ratio} \geq 1$)	14 <i>rules</i> dengan nilai lift ratio ≥ 1	15 <i>rules</i> dengan nilai lift ratio ≥ 1
2	<i>Average confidence</i>	0.388	0.386
3	<i>Average support</i>	0.06	0.07
4	<i>Average Lift Ratio</i>	1.120	1.120

Secara keseluruhan, kedua algoritma memberikan hasil yang cukup sebanding dalam nilai *confidence* dan *lift ratio* namun, FP – growth lebih unggul dalam kuantitas *rules* dan rata – rata *support* yang mengindikasikan bahwa *rules* tersebut memang lebih sering muncul, sehingga dipilih algoritma FP – Growth sebagai acuan pembuatan redesain tata letak toko ritel.

4.6 Pembuatan Layout Usulan dengan *Activity Relationship Chart* (ARC)

Pemetaan tata letak menggunakan *Activity Relationship Chart* (ARC) dilakukan untuk mencari hubungan antara keterkaitan atau keeratan kategori berdasarkan *rules* dari hasil pengujian *Association rules*. Dalam penelitian ini, digunakan dua indikator yaitu *confidence* dan *lift ratio* secara bersamaan untuk menentukan derajat hubungan pada ARC. *Confidence* menunjukkan tingkat kebersamaan pembelian antar produk, sedangkan *lift ratio* menunjukkan kekuatan korelasi antara keduanya dengan memperhitungkan peluang acak. Penggunaan *confidence* saja dianggap kurang cukup dikarenakan pada penelitian ini memiliki rentan nilai *confidence* sebesar 30% - 50% hal ini bisa saja dua produk terlihat sering dibeli bersama akibat frekuensi tinggi dari salah satu produk, bukan karena adanya hubungan yang saling menguatkan. Oleh karena itu, *lift ratio* digunakan untuk memastikan bahwa hubungan tersebut benar-benar signifikan secara statistik dan relevan untuk dasar penataan layout. Gambar 4. 5 Menunjukkan *Activity Relationship Chart* yang didapatkan berdasarkan *rules* dari hasil pengujian *association rules*.



Gambar 4. 5 Activity Relationship Chart

Hasil dari ARC yang didapatkan untuk mengetahui derajat hubungan dari masing – masing kategori. ARC dibuat untuk mempermudah dalam mendesain ulang tata letak toko ritel sehingga sesuai dengan pola perilaku konsumen serta hubungan dari setiap kategori yang telah dijual. Dalam ARC tersebut terdapat hubungan derajat kedekatan A (mutlak) yaitu antara kategori *food* dengan *Gallon- Cooking Gas -Rice -Eggs- cat food*, *food* dengan *ready to eat*, terakhir, pada *frozen food & cold beverage* dengan *cigarette*.

Selanjutnya pada hubungan derajat kedekatan E (sangat penting) ada pada hubungan antara kategori *insecticide & air freshener* dengan *toiletries*. Kemudian pada hubungan derajat kedekatan I (penting) terdapat pada kategori *ready to eat* dengan *confectionery*, *instant beverage* dengan *ready to eat*, *toiletries* dengan *cleaner*, dan *ready to eat* dengan *dairy*. Lalu pada hubungan derajat kedekatan O (biasa) yaitu hanya diantara *cleaner* dengan *insecticide & air freshener*. Terakhir pada hubungan derajat kedekatan X (tidak dikehendaki/dilarang), pada konteks penelitian ini, derajat kedekatan dengan X didasarkan pada regulasi Peraturan Kepala BPOM No.HK.03.1.23.12.11.10569/2011 yang mengatur mengenai penempatan makanan dan produk non – makanan pada supermarket, hubungan ini diantara lain terdapat pada *cleaner* dengan *dairy*, *cleaner* dengan *ready to eat* dan pada *cleaner* dengan *instant beverage*. Sementara untuk hubungan derajat kedekatan U (tidak penting) adalah seluruh hubungan antar kategori yang tidak memiliki hubungan asosiasi.

BAB V

ANALISIS DAN INTERPRETASI HASIL

5.1 Analisis dan Interpretasi Hasil *Association Rules* dengan Algoritma Apriori

Dari hasil pengolahan data dengan *software* WEKA untuk Algoritma Apriori didapatkan 14 aturan asosiasi antar kategori dari batas nilai minimum *support* sebesar 1% dan minimum *confidence* sebesar 30%. Nilai minimum *support* menunjukkan proporsi transaksi yang mengandung kombinasi produk tersebut sedangkan Nilai minimum *confidence* menunjukkan probabilitas konsumen yang membeli produk *conclusion* (produk yang kemungkinan akan dibeli) setelah membeli produk *premises* (produk yang sudah dibeli terlebih dahulu), sedangkan untuk *lift ratio* merupakan seberapa besar kemungkinan produk *conclusion* dibeli Bersama *premises* dibandingkan pembelian acak. Sebelum masuk pada analisis satu persatu *rules* asosiasi yang telah dihasilkan, terlebih dahulu dilakukan pemisahan kategori rentang *lift ratio*. Nilai *lift ratio* (≥ 1.53) akan dikategorikan sebagai hubungan yang sangat kuat, nilai *lift ratio* (1.30 – 1.52) dikategorikan sebagai hubungan yang kuat, (1.00 – 1.29) akan dikategorikan sebagai cukup kuat atau wajar serta nilai *lift ratio* = 1.0 dikategorikan sebagai hubungan yang netral.

Asosiasi pertama yang terbentuk jika konsumen membeli kategori “*ready to eat*” dan kategori “*gallon - cooking gas - rice – eggs - cat food*” maka peluang konsumen membeli kategori “*food*” adalah sebesar 50% dengan proporsi transaksi yang mengandung kombinasi tersebut sebesar 1.2% dan *lift ratio* sebesar 1.32 sehingga dapat dikatakan bahwa relasi antar kategori kuat. Kemudian **asosiasi kedua** yang terbentuk jika konsumen membeli kategori “*food*” dan kategori “*gallon - cooking gas - rice – eggs - cat food*” maka peluang konsumen membeli kategori “*ready to eat*” adalah sebesar 46% dengan proporsi transaksi yang mengandung kombinasi tersebut sebesar 1.2% dan *lift ratio* 1.29 sehingga dapat dikategorikan cukup kuat.

Keduanya terlihat memiliki *premises* dan *conclusion* yang hampir sama namun, dapat dilihat bahwa asosiasi pertama dinilai lebih kuat sedikit pada *confidence* dan *lift ratio*, hal ini dapat

dianalisis dengan lebih detail pada hasil asosiasi yang terjadi pada asosiasi pertama dan kedua pada Tabel 5. 1.

Tabel 5. 1 Perbandingan Detail Asosiasi Pertama dan Kedua Algoritma Apriori

No	Premises	Conclusion	support	confidence	Lift
1	<i>Ready to eat ; gallon - cooking gas - rice - eggs - cat food</i> (44)	<i>Food</i> (22)	1.2%	50%	1.32
2	<i>Food ; gallon - cooking gas - rice - eggs - cat food</i> (48)	<i>Ready to eat</i> (22)	1.2%	46%	1.29

Hasil analisis menunjukkan bahwa kedua asosiasi memiliki jumlah kombinasi gabungan yang sama, yakni sebanyak 22 transaksi. Namun, terdapat perbedaan pada jumlah transaksi *premises*, yaitu 44 pada asosiasi pertama dan 48 pada asosiasi kedua. Perbedaan ini secara langsung memengaruhi nilai *confidence*, mengingat *confidence* dihitung sebagai rasio antara jumlah kombinasi gabungan dengan total transaksi pada *premises*. Oleh karena itu, meskipun kedua aturan memiliki nilai *support* yang sama, nilai *confidence* tetap dapat berbeda tergantung pada arah aturan asosiasi. Perbedaan nilai *confidence* ini juga berdampak pada nilai *lift ratio*, yang merupakan indikator relatif kekuatan asosiasi dan sangat bergantung pada nilai *confidence*. Dengan demikian, arah relasi dalam aturan asosiasi terbukti berpengaruh terhadap hasil perhitungan metrik, meskipun kombinasi produk yang dianalisis adalah identik.

Asosiasi ketiga yang terbentuk jika konsumen membeli kategori “*ready to eat*” dan kategori “*dairy*” maka peluang konsumen membeli kategori “*cleaner*” adalah sebesar 40% dengan proporsi transaksi yang mengandung kombinasi tersebut sebesar 1.1% dan *lift ratio* sebesar 1.10 sehingga dapat dikatakan bahwa relasi antar kategori cukup kuat. Asosiasi lain yang memiliki kemiripan dengan asosiasi ketiga adalah **asosiasi ke 9** yang terbentuk jika konsumen membeli kategori “*cleaner*” dan kategori “*dairy*” maka peluang konsumen membeli kategori “*ready to eat*” adalah sebesar 37% dengan proporsi transaksi yang mengandung kombinasi tersebut sebesar 1.1% dan *lift ratio* sebesar 1.04 sehingga dapat dikatakan bahwa relasi antar kategori cukup kuat. Kedua asosiasi ini memiliki nilai *support* yang identic, yakni 1.1% yang menandakan bahwa kombinasi ini muncul pada jumlah data yang sama. Namun walau begitu,

terdapat perbedaan nilai *confidence* dan *lift ratio*. Sama seperti persamaan satu dan persamaan dua, hal ini dapat kembali dianalisis dengan lebih detail pada hasil asosiasi yang terjadi pada asosiasi ketiga dan ke 9 pada Tabel 5. 2

Tabel 5. 2 Perbandingan Detail Asosiasi ketiga dan Ke – 9 Algoritma Apriori

No	Premises	Conclusion	support	confidence	Lift
3	<i>Ready to eat ; Dairy</i> (50)	<i>Cleaner</i> (20)	1.1%	40%	1.10
9	<i>Cleaner ; Dairy</i> (54)	<i>Ready to eat</i> (20)	1.1%	37%	1.04

Kedua asosiasi memiliki jumlah kombinasi gabungan yang sama, yaitu 20, namun berbeda pada jumlah *premises* 50 pada asosiasi ketiga dan 54 pada asosiasi ke – 9 . Perbedaan ini memengaruhi nilai *confidence*, karena dihitung dari rasio antara kombinasi gabungan dan jumlah transaksi pada *premises*. Meskipun nilai *support* sama, *confidence* dan *lift ratio* dapat berbeda akibat arah aturan asosiasi yang memengaruhi perhitungan metrik, meskipun produk yang terlibat identik.

Asosiasi ke 4 yang terbentuk jika konsumen membeli kategori “*ready to eat*” dan kategori “*toiletries*” maka peluang konsumen membeli kategori “*cleaner*” adalah sebesar 39% dengan proporsi transaksi yang mengandung kombinasi tersebut sebesar 2.7% yang merupakan angka yang cukup besar sementara untuk *lift ratio* sebesar 1.07 sehingga dapat dikatakan bahwa relasi antar kategori cukup kuat. **Asosiasi ke 5** yang terbentuk jika konsumen membeli kategori “*cigarrete*” maka peluang konsumen membeli kategori “*frozen food & cold beverage*” adalah sebesar 39% dengan proporsi transaksi yang mengandung kombinasi tersebut cukup besar dengan 3.8% dan *lift ratio* sebesar 1.35 sehingga dapat dikatakan bahwa relasi antar kategori kuat.

Asosiasi ke 6 yang terbentuk jika konsumen membeli kategori “*insecticide & air freshener*” maka peluang konsumen membeli kategori “*toiletries*” adalah sebesar 38% dengan proporsi transaksi yang mengandung kombinasi tersebut cukup besar dengan 2.3 % dan *lift ratio* sebesar 1.53 sehingga dapat dikatakan bahwa relasi antar kategori sangat kuat. **Asosiasi ke 7** yang terbentuk jika konsumen membeli kategori “*toiletries*” maka peluang konsumen membeli kategori “*cleaner*” adalah sebesar 38% dengan proporsi transaksi yang mengandung kombinasi

tersebut cukup besar dengan 9.3 % dan *lift ratio* sebesar 1.04 sehingga dapat dikatakan bahwa relasi antar kategori cukup kuat.

Asosiasi ke 8 yang terbentuk jika konsumen membeli kategori “*Instant Beverage*” maka peluang konsumen membeli kategori “*cleaner*” adalah sebesar 37% dan *lift ratio* sebesar 1.02 sehingga dapat dikatakan bahwa relasi antar kategori cukup kuat, namun proporsi transaksi yang mengandung kombinasi tersebut cukup besar dengan 12.8%. Disini dapat dilihat bahwa asosiasi ke 8 ini memiliki nilai *support* yang cukup tinggi, namun memiliki nilai *lift ratio* yang hanya dapat dikategorikan cukup kuat. Hal ini dapat disebabkan popularitas umum dari kedua produk dimana konsumen seringkali membeli kedua produk atau dapat dinilai sebagai produk yang cukup populer sehingga dinilai tidak saling mempengaruhi dalam keputusan pembelian,

Asosiasi ke 8 ini juga memiliki kemiripan dengan asosiasi lain, yakni asosiasi ke 14. Sama seperti duplikasi asosiasi sebelumnya, asosiasi ini memiliki arah aturan yang berbeda. Pada **asosiasi ke 14**, *rules* dapat terbentuk jika konsumen membeli kategori “*cleaner*” maka peluang konsumen membeli kategori “*instant beverage*” adalah sebesar 35% dan *lift ratio* sebesar 1.02 sehingga dapat dikatakan bahwa relasi antar kategori cukup kuat, namun proporsi transaksi yang mengandung kombinasi tersebut cukup besar dengan 12.8% hal ini dapat kembali dianalisis dengan lebih detail pada hasil asosiasi yang terjadi pada asosiasi ke 8 dan ke 14 pada Tabel 5. 3

Tabel 5. 3 Perbandingan Detail Asosiasi ke – 8 dan ke 14 Algoritma Apriori

No	Premises	Conclusion	support	confidence	Lift
8	<i>Instant Beverage</i> (605)	<i>Cleaner</i> (225)	12.8%	37%	1.02
14	<i>Cleaner</i> (638)	<i>Instant Beverage</i> (225)	12.8%	35%	1.02

Berbeda dengan duplikasi pada asosiasi sebelumnya, pada asosiasi ke 8 dan ke 14 ini hanya memiliki perbedaan pada nilai *confidencenya* ini dapat terjadi dikarenakan perbedaan pada jumlah transaksi pada *premises* masing – masing asosiasi. Kemudian dikarenakan perbedaan nilai *confidence* dan jumlah transaksi pada *premises* yang berbanding lurus, maka rasio diantara keduanya dapat tetap stabil sehingga menghasilkan nilai *lift ratio* yang sama sehingga hal ini membuktikan bahwa *lift ratio* menunjukkan asosiasi yang bersifat relative bukan sekedar

frekuensi. **Asosiasi ke 10** yang terbentuk jika konsumen membeli kategori “*insecticide & air freshener*” maka peluang konsumen membeli kategori “*cleaner*” adalah sebesar 37% dengan proporsi transaksi yang mengandung kombinasi tersebut sebesar 2.2% yang merupakan angka yang cukup besar sementara untuk *lift ratio* sebesar 1.01 sehingga dapat dikatakan bahwa relasi antar kategori cukup kuat.

Asosiasi ke 11 yang terbentuk jika konsumen membeli kategori “*ready to eat*” maka peluang konsumen membeli kategori “*cleaner*” adalah sebesar 36% dengan proporsi transaksi yang mengandung kombinasi tersebut sebesar 13% yang merupakan angka yang cukup besar sementara untuk *lift ratio* sebesar 1.00 sehingga dapat dikatakan bahwa relasi antar kategori netral. Sama seperti beberapa asosiasi sebelumnya, asosiasi ke 11 ini juga memiliki nilai *support*, *confidence* dan *lift ratio* yang sangat identik yakni pada asosiasi ke 13. **Asosiasi ke 13** hanya memiliki perbedaan berupa arah relasinya yang terbalik (*premise* dan *conclusion* saling bertukar) namun keduanya menunjukkan bahwa pola pembelian konsumen yang membeli kedua produk tersebut terjadi pada Kumpulan transaksi yang sama.

Asosiasi ke 12 yang terbentuk jika konsumen membeli kategori “*insecticide & Air Freshener*” maka peluang konsumen membeli kategori “*Ready to Eat*” adalah sebesar 36 % dengan proporsi transaksi yang mengandung kombinasi tersebut cukup besar dengan 13.6 % dan *lift ratio* sebesar 1.01 sehingga dapat dikatakan bahwa relasi antar kategori cukup kuat.

5.2 Analisis dan Interpretasi Hasil *Association Rules* dengan Algoritma FP – Growth

Sama seperti pada analisis dan interpretasi hasil *association rules* dengan Algoritma Apriori, pada analisis menggunakan Algoritma FP – Growth ini, pengolahan data menggunakan *software* WEKA untuk menghindari bias dalam penelitian ini, Sebelum analisis mendalam, aturan dikelompokkan berdasarkan kategori *lift ratio*: sangat kuat (≥ 1.53), kuat (1.30–1.52), cukup kuat (1.00–1.29), dan netral ($= 1.00$).

Asosiasi pertama menunjukkan bahwa apabila konsumen membeli kategori “*ready to eat*” bersamaan dengan “*gallon - cooking gas - rice - eggs - cat food*”, maka kemungkinan konsumen juga membeli kategori “*food*” sebesar 50%, dengan *support* 1.2% dan *lift ratio* 1.32, yang mencerminkan hubungan yang kuat. Sementara pada **asosiasi kedua**, jika konsumen membeli kategori “*food*” bersama kelompok kategori yang sama, peluang membeli “*ready to eat*” sebesar 46%, dengan *support* 1.2% dan *lift ratio* 1.29, yang tergolong cukup kuat. Meskipun kedua asosiasi memiliki pola item yang hampir identik, asosiasi pertama memiliki

nilai confidence dan lift ratio yang sedikit lebih tinggi. Perbedaan ini dapat ditelaah lebih lanjut melalui analisis perbandingan antara keduanya pada Tabel 5. 4.

Tabel 5. 4 Perbandingan Detail Asosiasi Pertama dan Kedua Algoritma FP - Growth

No	Premises	Conclusion	support	confidence	Lift
1	<i>Ready to eat ; gallon - cooking gas - rice – eggs - cat food</i> (44)	<i>Food</i> (22)	1.2%	50%	1.32
2	<i>Food ; gallon - cooking gas - rice – eggs - cat food</i> (48)	<i>Ready to eat</i> (22)	1.2%	46%	1.29

Dalam hasil asosiasi keduanya jelas memiliki jumlah kombinasi gabungan sebesar 22 namun dengan perbedaan jumlah *premises* yang berbeda, yakni 44 pada asosiasi pertama dan 48 pada asosiasi kedua. perbedaan besar *premises* ini tentunya menjadi alasan utama perbedaan kedua nilai *confidence* dan *lift ratio*. Kedua asosiasi ini menunjukkan bahwa konsumen membeli produk rumah tangga seperti *gallon - cooking gas - rice – eggs - cat food* besar cenderung membeli produk *food* dan *ready to eat* secara bergantian dan saling melengkapi.

Asosiasi ketiga menunjukkan bahwa konsumen yang membeli kategori “*ready to eat*” dan “*dairy*” memiliki peluang sebesar 40% untuk turut membeli kategori “*cleaner*”, dengan support 1.1% dan lift ratio 1.10, yang mengindikasikan hubungan yang cukup kuat. Pola serupa terlihat pada **asosiasi ke 9** , di mana pembelian “*cleaner*” dan “*dairy*” diikuti oleh “*ready to eat*” dengan *confidence* 37%, *support* 1.1%, dan *lift ratio* 1.04, yang juga menunjukkan hubungan cukup kuat. Meskipun kedua asosiasi memiliki nilai support yang sama, perbedaan terdapat pada nilai confidence dan lift ratio. Perbedaan ini dapat ditelaah lebih lanjut melalui analisis perbandingan antara keduanya pada Tabel 5. 5.

Tabel 5. 5 Perbandingan Detail Asosiasi ketiga dan Ke – 9 Algoritma FP - Growth

No	Premises	Conclusion	support	confidence	Lift
3	<i>Ready to eat ; Dairy</i> (50)	<i>Cleaner</i> (20)	1.1%	40%	1.10

9	<i>Cleaner ; Dairy (54)</i>	<i>Ready to eat</i> (20)	1.1%	37%	1.04
---	-----------------------------	-----------------------------	------	-----	------

Meski jumlah kombinasi gabungan sama 20, asosiasi ketiga memiliki 50 transaksi *premises*, sedangkan asosiasi ke 9 54. Hal ini memengaruhi nilai confidence, karena bergantung pada rasio terhadap *premises*. Walau support-nya identik, arah asosiasi yang berbeda menyebabkan variasi pada confidence dan lift ratio, meskipun melibatkan produk yang sama. Selain itu, dapat dilihat bahwa hubungan tersebut juga mengindikasikan bahwa konsumen cenderung lebih sering melakukan pembelian ketiga kategori tersebut secara bersamaan dalam berbagai kombinasi.

Asosiasi ke 4 menunjukkan bahwa apabila konsumen membeli kategori “*ready to eat*” bersamaan dengan “*toiletries*”, maka kemungkinan konsumen juga membeli kategori “*cleaner*” sebesar 39%, dengan *support* 2.7% dan *lift ratio* 1.07, yang mencerminkan hubungan yang cukup kuat. **Asosiasi ke 5** menunjukkan bahwa apabila konsumen membeli kategori “*cigarette*” maka kemungkinan konsumen juga membeli kategori “*frozen food & cold beverage*” sebesar 39%, dengan *support* 3.8% dan *lift ratio* 1.35, yang mencerminkan hubungan yang kuat.

Asosiasi ke 6 menunjukkan bahwa apabila konsumen membeli kategori “*insecticide & air freshener*”, maka kemungkinan konsumen juga membeli kategori “*toiletries*” sebesar 38%, dengan *support* 2.5% dan *lift ratio* 1.53, yang mencerminkan hubungan yang sangat kuat. **Asosiasi ke 7** menunjukkan bahwa apabila konsumen membeli kategori “*toiletries*” maka kemungkinan konsumen juga membeli kategori “*cleaner*” sebesar 38%, dengan *support* 9.3% dan *lift ratio* 1.04, yang mencerminkan hubungan yang hanya cukup kuat.

Asosiasi ke 8 menunjukkan bahwa pembelian *instant beverage* diikuti peluang 37% untuk membeli *cleaner*, dengan *support* 12.8% dan *lift ratio* 1.02, yang mencerminkan hubungan cukup kuat. Meskipun *support* tinggi, *lift ratio* rendah kemungkinan disebabkan oleh popularitas umum kedua produk yang sering dibeli bersamaan tanpa saling memengaruhi. Pola serupa terlihat pada **asosiasi ke-15**, dengan arah aturan terbalik: pembelian “*cleaner*” diikuti

kemungkinan 35% membeli *Instant Beverage*, dengan lift ratio dan support yang sama. Perbandingan keduanya dapat dianalisis lebih lanjut pada Tabel 5. 6.

Tabel 5. 6 Perbandingan Detail Asosiasi ke – 8 dan Ke – 15 Algoritma FP - Growth

No	Premises	Conclusion	support	confidence	Lift
8	<i>Instant Beverage</i> (605)	<i>Cleaner</i> (225)	12.8%	37%	1.02
15	<i>Cleaner</i> (638)	<i>Instant Beverage</i> (225)	12.8%	35%	1.02

Berbeda dari duplikasi asosiasi sebelumnya, asosiasi ke-8 dan ke-15 hanya berbeda pada nilai confidence, yang disebabkan oleh perbedaan jumlah transaksi pada premises masing-masing. Karena nilai confidence dan jumlah premises berbanding lurus, rasio keduanya tetap stabil sehingga menghasilkan lift ratio yang sama. Hal ini menunjukkan bahwa lift ratio bersifat relatif dan tidak hanya bergantung pada frekuensi. **Asosiasi ke10** menunjukkan bahwa apabila konsumen membeli kategori “*insecticide & air freshener*”, maka kemungkinan konsumen juga membeli kategori “*cleaner*” sebesar 37%, dengan *support* 22.5% dan *lift ratio* 1.01, yang mencerminkan hubungan yang cukup kuat. Dapat disimpulkan bahwa meskipun banyak terjadi, itu tidak berarti ada asosiasi kuat sehingga spekulasi yang dapat diambil adalah mungkin produk dalam kategori tersebut hanya merupakan produk populer.

Asosiasi ke 11 menunjukkan bahwa apabila konsumen membeli kategori “*ready to eat*”, maka kemungkinan konsumen juga membeli kategori “*cleaner*” sebesar 37%, dengan *support* 22.5% dan *lift ratio* 1.00, yang mencerminkan hubungan yang netral. Pola serupa muncul pada **asosiasi ke 14**, yang memiliki nilai *support*, *confidence*, dan **lift ratio** identik, namun dengan arah relasi terbalik. Keduanya mencerminkan bahwa pembelian kedua produk terjadi dalam kelompok transaksi yang sama.

Asosiasi ke 12 menunjukkan bahwa pembelian “*instant beverage*” dan “*confectionery*” diikuti oleh peluang 36% untuk membeli “*ready to eat*”, dengan *support* 1.9% dan *lift ratio* 1,00, yang mengindikasikan hubungan netral. terakhir, pada **asosiasi ke 13** menunjukkan bahwa pembelian “*insecticide & air freshener*” disertai kemungkinan 36% membeli “*ready to eat*”, dengan *support* 2.2% dan *lift ratio* 1.01, yang mencerminkan hubungan cukup kuat.

5.3 Analisis dan Interpretasi Hasil Perbandingan Algoritma Apriori & FP – Growth

Berdasarkan hasil perbandingan yang ditampilkan pada Tabel 4. 6, dapat diinterpretasikan bahwa baik Algoritma Apriori maupun Algoritma FP – Growth menghasilkan performa yang relatif sebanding, namun masing – masing tetap menunjukkan keunggulan pada indikator yang berbeda. Perbandingan dilakukan terhadap empat indikator utama, yaitu jumlah *rules* dengan nilai *lift ratio* ≥ 1 , *average confidence*, *average support*, dan *average lift ratio*.

Pertama, dari segi **jumlah *rules*** yang memiliki nilai ***lift ratio* ≥ 1** , Algoritma FP-Growth menghasilkan **15 *rules***, sedangkan Apriori menghasilkan **14 *rules***. Hal ini menunjukkan bahwa FP-Growth memiliki kemampuan yang sedikit lebih tinggi dalam mengidentifikasi pola-pola asosiasi yang memiliki kekuatan hubungan antar item yang signifikan. Dengan demikian, FP-Growth dapat dianggap lebih responsif dalam menangkap lebih banyak pola yang relevan untuk dianalisis lebih lanjut. Hal ini didukung dengan pernyataan dari penelitian serupa milik Han, et al. (2000), yang menyimpulkan secara eksplisit bahwa dibandingkan dengan Apriori, FP - Growth dirancang dengan lebih efisien dan skalabel. Dengan menghindari proses *candidate generation* sebagai ciri khas utama Apriori, FP – Growth menjadi lebih unggul dalam menemukan lebih banyak aturan yang relevan dan lebih menghindari FP – Growth dalam kemungkinan hilangnya pola – pola yang mungkin terlewatkan oleh apriori karena batasan ambang dukungan minimum yang cukup berulang.

Kedua, pada indikator ***average confidence***, Algoritma Apriori memiliki nilai rata-rata sebesar **0.388**, sedikit lebih tinggi dibandingkan FP-Growth yang memiliki nilai **0.386**. *Confidence* mencerminkan tingkat kepercayaan bahwa item pada bagian *conclusion* akan muncul apabila item pada bagian *premise* muncul. Oleh karena itu, meskipun FP-Growth menghasilkan lebih banyak aturan, Apriori memberikan tingkat keyakinan yang sedikit lebih tinggi terhadap validitas aturan-aturan tersebut. Hal ini juga di beberapa kali dijelaskan pada penelitian Hipp, et al. (2000), dalam ulasan mereka tentang algoritma aturan asosiasi, menunjukkan bahwa Apriori, dengan pendekatan *breadth-first search* dan *pruning* yang sistematis, terkadang dapat menghasilkan aturan dengan tingkat *confidence* yang sedikit lebih tinggi dalam skenario tertentu. Hal ini mungkin karena Apriori secara eksplisit memeriksa setiap *itemset* kandidat pada setiap *pass* melalui *database*, yang berpotensi menghasilkan aturan dengan probabilitas kondisional yang lebih kuat, meskipun dengan biaya komputasi yang lebih

tinggi. Bisa dikatakan bahwa sedikit perbedaan *confidence* yang ditemukan merupakan cerminan dari karakteristik *inheren* Apriori dalam proses penemuan aturannya.

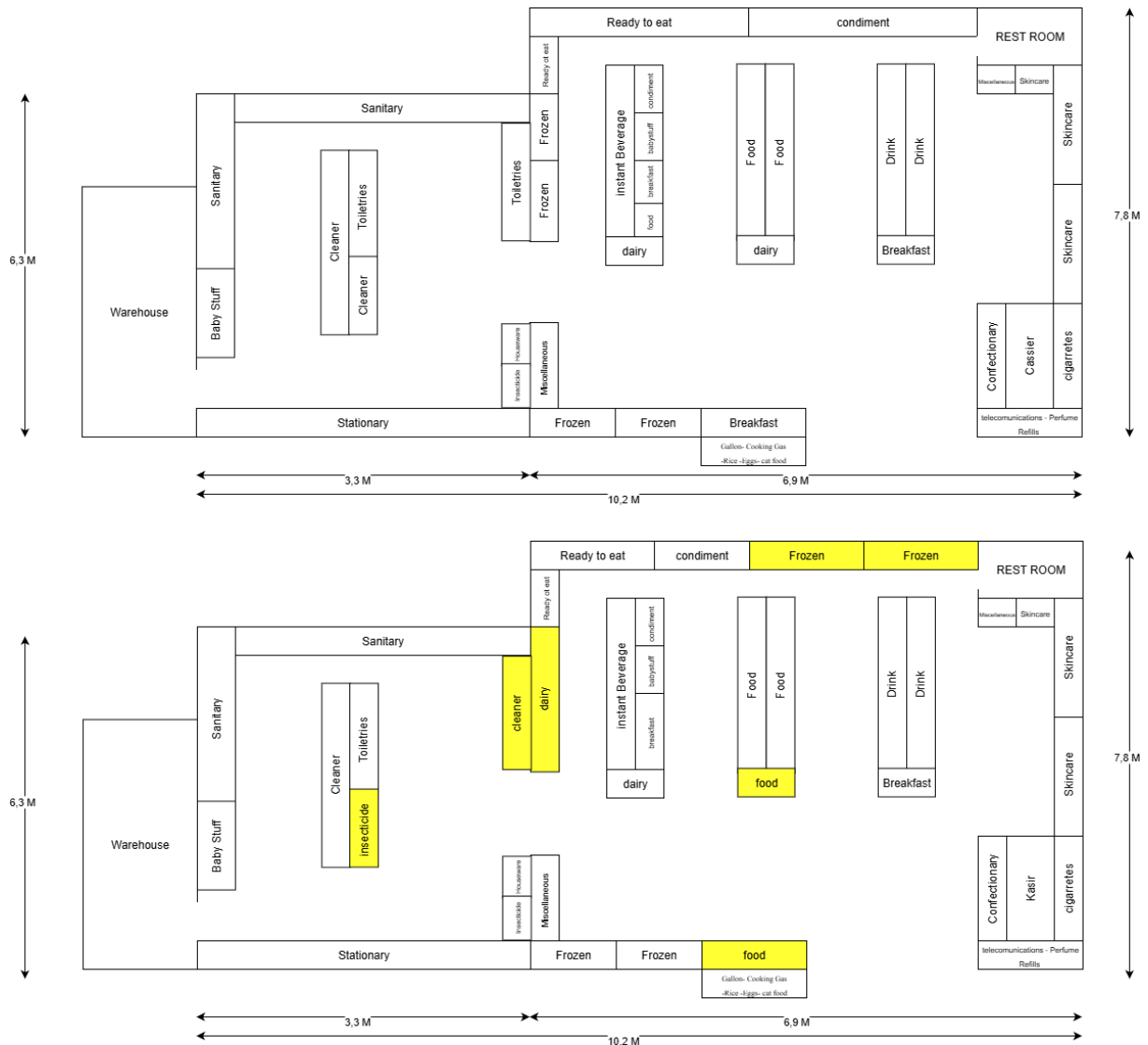
Ketiga, dari sisi *average support*, Algoritma FP-Growth memiliki nilai yang lebih tinggi, yaitu **0.07**, dibandingkan Apriori yang hanya sebesar **0.06**. Hal ini mengindikasikan bahwa aturan-aturan yang dihasilkan oleh FP-Growth memiliki frekuensi kemunculan yang lebih sering dalam dataset. seperti dalam penelitian yang dilakukan oleh Han, et al. (2000), dijelaskan bahwa karna FP – Growth membangun struktur FP – Tree yang memadatkan informasi *itemset* dengan frekuensi yang sering muncul memberikan kemudahan lebih lanjut dalam menavigasi struktur tersebut secara lebih efisien dalam mencari *frequent itemset* tanpa berulang kali memindai basis data.

Keempat, pada indikator *average lift ratio*, kedua algoritma menghasilkan nilai yang sama, yakni **1.120**. Nilai ini menunjukkan bahwa secara umum, aturan-aturan yang dihasilkan oleh kedua algoritma memiliki kekuatan asosiasi yang serupa. Nilai *lift ratio* di atas 1 juga mengindikasikan bahwa terdapat hubungan yang positif antara item-item dalam aturan yang terbentuk. sehingga dengan kata lain meskipun mekanisme internal berbeda, kedua algoritma dapat dinyatakan sebagai alat yang efektif untuk menentukan hubungan antar *item* dalam *data set*.

Secara keseluruhan, kedua algoritma memberikan hasil yang layak untuk dianalisis lebih lanjut dalam konteks pengambilan keputusan bisnis. Namun, Algoritma FP-Growth lebih unggul dalam hal kuantitas aturan dan frekuensi kemunculan aturan, yang menjadikannya lebih sesuai untuk digunakan sebagai acuan utama dalam pembuatan rekomendasi penataan ulang tata letak toko. Meskipun nilai *confidence*-nya sedikit lebih rendah dibandingkan Apriori, kekuatan asosiasi dan relevansi pola yang dihasilkan oleh FP-Growth tetap berada dalam kategori kuat dan dapat diandalkan.

5.4 Analisis dan Interpretasi Hasil Pembuatan *Layout* Usulan Dengan ARC

Berdasarkan hasil ARC yang telah dilakukan, dapat dilakukan pembuatan *layout* usulan berdasarkan pertimbangan ARC tersebut. sehingga pada Gambar 5. 1 ditampilkan *layout* awalan pada toko ritel serta *layout usulan* sebagai perbandingan perubahan tata letak toko ritel.



Gambar 5. 1 perbandingan layout usulan dan layout awalan

Sebagai penjelasan lebih lanjut mengenai hubungan antar produk, berdasarkan ARC pada Gambar 4. 5, Tingkat kedekatan kategori A menunjukkan adanya hubungan yang sangat kuat. Ini berarti konsumen seringkali membeli produk dari kedua kategori tersebut secara bersamaan. Contoh yang ditemukan antara lain Adalah *food* dengan *gallon- cooking gas -rice -eggs- cat food*, *food* dengan *ready to eat*, terakhir, pada *frozen food & cold beverage* dengan *cigerrate*. Perubahan penempatan yang paling penting dilakukan adalah mendekatkan produk – produk ini untuk mendorong peluang penjualan silang (*cross-selling*) dan mempercepat proses pencarian barang oleh konsumen. Sebaliknya, kategori X menunjukkan kombinasi produk yang seharusnya tidak diletakkan berdekatan. Hal ini bukan karena *confidence* atau *lift ratio* yang rendah, melainkan untuk memastikan tidak ada kontaminasi silang antar produk. Prinsip ini

didukung oleh regulasi Peraturan Kepala BPOM No.HK.03.1.23.12.11.10569/2011 terkait mengatur pemisahan fisik antara produk makanan dan non-makanan guna menjaga keamanan konsumen. Oleh karena itu, produk dalam kategori X, seperti *cleanner* dan *dairy, ready to eat*, serta *instant beverage*, kemudian ditempatkan di lorong yang berdekatan namun masih dipisahkan oleh dinding. Pemisahan ini bertujuan untuk menjamin keamanan kedua jenis produk sambil tetap dapat mendorong peluang penjualan silang. Kedua faktor ini yaitu potensi penjualan silang dan pencegahan kontaminasi menjadi pertimbangan paling signifikan dalam usulan tata letak baru ini.

Berdasarkan hasil analisis ini, sebuah tata letak baru yang diusulkan juga telah dikembangkan dengan mempertimbangkan beberapa strategi utama. Pertama, kategori *breakfast* direlokasi ke lorong tengah. Penempatan ini didasarkan pada konsep visibilitas dan arus lalu lintas pelanggan, karena bagian tengah toko memiliki lalu lintas pelanggan yang relatif tinggi, sehingga meningkatkan eksposur produk. Kedua, produk *frozen food and cold beverage*, yang merupakan kunci untuk pembelian impulsif, ditempatkan di belakang namun sejajar dengan area kasir. Strategi ini memanfaatkan perilaku pembelian impulsif dan *cross selling*, seperti yang dicatat dalam penelitian sebelumnya oleh Crawford, et al. (2006) yang menunjukkan bahwa penempatan produk secara strategis sejajar dengan kasir dapat secara signifikan meningkatkan volume penjualan.

Ketiga, kategori *dairy, ready to eat* dan *instant beverage* dikelompokkan dalam satu zona. Keputusan ini diambil karena hasil AR-MBA menunjukkan tingkat asosiasi pembelian yang tinggi antara kategori-kategori ini, yang berarti konsumen cenderung membeli produk – produk ini secara bersamaan. Pengelompokan ini diharapkan dapat memperpendek waktu pencarian produk oleh konsumen, meningkatkan kenyamanan berbelanja, dan mendorong pembelian tambahan. Keempat, kategori *cleaner, insecticide & air freshener* dan *toiletries* dipisahkan secara jelas dari area makanan, namun tetap ditempatkan di pusat toko untuk akses yang mudah dan penggunaan ruang yang efisien serta mempermudah konsumen dalam meraih produk dikarenakan produk – produk tersebut merupakan yang paling sering di beli oleh konsumen.

Tata letak baru ini mengintegrasikan temuan analisis data kuantitatif dengan prinsip-prinsip desain tata letak ritel yang sudah mapan. Attal, et al. (2018) menekankan pentingnya mempertimbangkan hubungan fungsional antar area saat merancang tata letak fasilitas dan menegaskan bahwa desain ritel harus diarahkan untuk memaksimalkan kenyamanan berbelanja

dan mendorong penjualan. Selain itu, desain ini mematuhi peraturan keamanan pangan internasional dan nasional, memastikan bahwa reorganisasi tidak hanya menguntungkan secara komersial tetapi juga aman bagi konsumen. Dengan demikian, perancangan ulang yang diusulkan ini tidak hanya mengatasi inkonsistensi tata letak sebelumnya, tetapi juga menciptakan arus belanja yang lebih logis, efisien, dan strategis. Pendekatan ini menggabungkan analisis data yang terukur, peraturan keamanan pangan, dan strategi pemasaran, yang berpotensi meningkatkan pengalaman berbelanja konsumen, memperluas peluang penjualan silang, dan mendukung pertumbuhan penjualan toko yang berkelanjutan.

BAB VI PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengolahan data dan pembahasan yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa:

1. Dalam hal perbandingan hasil Algoritma Apriori dan FP – Growth pada pengolahan data transaksi pada Toko Ritel Hemart dengan menggunakan *software* WEKA didapatkan bahwa keduanya memiliki performa yang sama dalam pengolahan data bahkan memiliki beberapa aturan yang dapat dikatakan identik. namun secara keseluruhan, Algoritma FP – Growth menunjukkan keunggulan kinerja dalam hal jumlah aturan yang relevan serta frekuensi kemunculannya dalam data. Sementara Algoritma Apriori memiliki keunggulan dalam Tingkat kepercayaan aturan. Namun, dalam mempertimbangkan konteks penerapan dalam redesain tata letak toko ritel, jumlah aturan yang lebih banyak dan pola yang lebih sering muncul merupakan faktor yang lebih krusial. Oleh karena itu, Algoritma FP – Growth dipilih sebagai acuan utama dan dianggap lebih baik untuk proses pelancaran ulang tata letak toko dalam menggambarkan pola pembelian yang lebih representatif.
2. Dengan FP – Growth sebagai acuan dalam redesain tata letak toko ritel, kemudian dapat dilakukan rancangan tata letak baru yang dapat diusulkan. Perancangan ini juga mempertimbangkan aspek regulasi keamanan pangan yang berlaku, termasuk pedoman dari Badan Pengawasan Obat dan Makanan (BPOM), agar penempatan produk tetap memenuhi standar kesehatan dan keamanan. Beberapa perbaikan utama dalam tata letak yang baru meliputi reposisi strategis pada kategori produk sarapan, minuman, dan perlengkapan kebersihan untuk menciptakan alur belanja yang lebih terarah dan mendorong pembelian impulsif. Produk dalam kategori *dairy*, *ready to eat*, dan *instant beverage* dikelompokkan dalam area yang berdekatan karena memiliki asosiasi yang kuat berdasarkan hasil analisis data. Sementara itu, kategori seperti *toiletries*, *cleaner* dan *insecticide and air freshener* ditempatkan di bagian tengah toko agar lebih mudah diakses oleh konsumen dari berbagai arah. Secara keseluruhan, rancangan tata letak baru ini tidak hanya bertujuan untuk meningkatkan pengalaman berbelanja, tetapi juga mendukung

strategi pemasaran toko dan berkontribusi pada peningkatan penjualan secara keseluruhan.

6.2 Saran

Saran yang dapat diberikan dilakukan redesain tata letak toko ritel menggunakan perbandingan Algoritma Apriori dan FP – Growth diperoleh hasil usulan berupa :

1. Saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah melakukan pengolahan data dengan segmentasi yang lebih kecil seperti membagi transaksi berdasarkan waktu maupun jenis konsumen selain itu, penetapan kategori dengan lingkup yang lebih kecil juga sangat disarankan untuk mencegah adanya duplikasi *rules*, disarankan juga untuk lebih mengurangi aturan yang terkesan tidak intuitif seperti contoh transaksi “makanan dan pembersih” jika ingin mengurangi kemunculan asosiasi aneh, namun sangat disarankan untuk dipertahankan jika ingin memunculkan pola untuk dalam *association* tersebut.
2. Saran yang dapat diberikan kepada pelaku bisnis ritel adalah untuk dapat menerapkan *layout* usulan dari hasil penelitian sebagai pertimbangan yang lebih akurat berdasarkan pola pembelian konsumen Toko Ritel Hemart.

DAFTAR PUSTAKA

- Agrawal, R., & Srikant, R. (1994). Fast Algorithms for Mining Association Rules. *Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Based (VLDB)*, 487 - 499.
- Aldino, A. A., Pratiwi, E. D., Setiawansyah, Sintaro, S., & Putra, A. D. (2021). Comparison of Market Basket Analysis to Determine Consumer Purchasing Pattern Using FP - Growth and Apriori Algorithm. *International Conference on Computer Science, Information Technology, and Electrical Engineering*, 29-34. doi:https://doi.org/10.1109/ICOMITEE53461.2021.9650317
- Ali, A. A., & Priscila, S. S. (2024). Short Time Comparison of Item Sets With Market Basket Analysis using Frequent Pattern (FP) Growth Method. *Explainable AI Applications for Human Behavior Analysis*, 111-124. doi:https://doi.org/10.4018/979-8-3693-1355-8.ch007
- Ali, S. H., & Aydilek, I. B. (2021). Shopping and Basket Analysis by Using an Improved Apriori Algorithm in WEKA. *Journal of Studies in Science and Engineering*, 75-85. doi:10.53898/josse2021126
- Amelia, R., Darmansyah, & Rismadin, A. M. (2024). Perbandingan Algoritma Apriori dan Fp-Growth Dalam Pengaplikasian Market Basket Analysis untuk Strategi Bisnis Retail. *Building of Informatics, Technology and Science*, 279-288-279-288. doi:10.47065/bits.v6i1.5388
- Arboleda, F. J., Moreno, Garani, G., & Correa, A. F. (2024). Supermarket Product Placement Strategies Based on Association Rules. *International Journal of Computer Science*, 650-662.
- Attal, D. A., Naser, M., Albaghli, N., Muhaimed, N. A., & Awadh, S. A. (2018). Redesigning a Retail Store Based on Association Rule Mining. *Proceedings of the 8th International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*.
- Azizah, N. F., Apriani, R. A., Pratama, F. M., Zizo A, M. Z., Pradana, F. A., & Azzam, A. (2023). Analisis Perancangan Tata Letak Menggunakan Metode Activity Relationship Chart (ARC) dan Computerized Relationship Layout Planning (CORELAP). *Jurnal Teknik Industri: Jurnal Hasil Penelitian dan Karya Ilmiah dalam Bidang Teknik Industri*, 86. doi:10.24014/jti.v9i1.21902
- Crawford, G., & Melewar, T. C. (2006). The Importance of Impulse Purchasing Behaviour in The International Airport Environment. *Journal of Consumer Behaviour*, 85-98.
- Dwivedi, N., Srivastava, A., & Gupta, J. P. (2023). Acomparative Study of Data Mining Tools for Educational Data Analytics. *International Journal of Modern Education and Computer Science*, 24 - 35.
- Efrat, A. R., Gernowo, R., & Farikhin. (2020). Consumer Purchase Patterns Based on Market Basket Analysis Using Apriori Algorithms. *Journal of Physics: Conference Series*. doi:10.1088/1742-6596/1524/1/012109

- Elquthb, J. N., & Mansur, A. (2025). Designing Planograms for Retail Shelves: A Visual Merchandising Approach Using Apriori Algorithm and K-Means Clustering of Customer Preferences. *Journal of Applied Data Sciences*, 86-100. doi:10.47738/jads.v6i1.375
- Fageeri, S. O., Kausar, M. A., & Soosaimanickam, A. (2023). MBA : Market Basket Analysis Using Frequent Pattern Mining Techniques. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, 15-21. doi:10.17762/ijritcc.v11i5s.6591
- Febrianti, M. A., Qurtubi, Yanti, R., & Purnomo, H. (2024). Multilevel Association Rules on Customers' Buying Pattern Based on Sales Transactions: A Case Study in Retail. *Internatioanl Journal of Industrial Engineering and Production Reseach*, 1-12.
- Firgiawan, W., & Nur, N. (2020). Perbandingan Kinerja Algoritma Apriori dan Frequent Pattern Growth dalam Menemukan Pola Asosiasi. *Jurnal Tekno Kompak*.
- Gul, E. L. (2023). Retail Store Layout Optimization for Maximum Product Visibility. *Journal of the Operational Research Society*, 1079 - 1091.
- Gul, E., Lim, A., & Xu, J. (2023). Retail Store Layout Optimization For Maximum Product Visibility. *Journal of the Operational Research Society*, 1079-1091. doi:10.1080/01605682.2022.2056532
- Gupta, D., & Arora, H. (2017). Market Basket Analysis using Apriori and Correlation Measures. *International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology*, 10282. doi:10.15680/IJRSET.2017.0606022
- Han, J., Pei, J., & Yin, Y. (2000). Mining Frequent Patterns Without Candidate Generation. *Association dor Computing Machinery Sigmod Record*, 1-12. doi:https://doi.org/10.1145/335191.335372
- Hidayat, A. A., Rahman, A., Wangi, R. M., Abidin, R. J., Fuadi, R. S., & Budiawan, W. (2019). Implementation And Comparison Analysis of Apriori And FP- Growth Algorithm Performance To Determine Market Basket Analysis in Breilant Shop. *Journal of Physics: Conference Series*. doi:10.1088/1742-6596/1402/7/077031
- Hipp, J., Guntzer, U., & Nakhaeizadeh, G. (2000). Algorithm for Association Rules Mining - A General Survey and Comparison. *Association for Computing Mechanery*, 58 - 64. doi:https://doi.org/10.1145/360402.36042
- Idris, A. I., Smpetoding, E. A., Ardhana, V. Y., Maritsa, I., Sakri, A., Hidayatullah, R., & Munaoa, E. S. (2022). Comparison of Apriori, Apriori - TID and FP - Growth Algorithm in Market Basket Analysis at Grocery Store. *International Journal of Informatics and Computer Science*, 107. doi:10.30865/ijics.v6i2.4535
- Joe, T., Sreejith, R., & Sekar, K. (2019). Optimization of store layout using market basket analysis. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 6459-6463. doi:10.35940/ijrte.B2207.078219

- Kolo, Q., Budiman, A., Edy Tantowi, A., & Larutama, W. (2021). Eucalytus Oil Plant Layout Desain in Timor Tengah Utara Regency Using Activity Relationship Chart (ARC) Method. *Journal of Physics: Conference Series*. doi:10.1088/1742-6596/1908/1/012028
- Kurnia, Y., Isharianto, Y., Giap, Y. C., & Hermawan, A. (2019). Study of Application of Data Mining Market Basket Analysis for Knowing Sales Pattern (Association of Items) At the O! Fish Restaurant Using Apriori Algorithm. *Journal of Physics: Conference Series*. doi:10.1088/1742-6596/1175/1/012047
- Madani, M. I., Padmo, A., Masa, A., & Setyadi, H. J. (2024). Perbandingan Metode Apriori dan Frequent Pattern Growth Dalam Mengetahui Pola Pembelian Konsumen. *Jurnal TiKomSiN*. doi:https://doi.org/10.30646/tikomsin.v12i2.876
- Marcelino, K. M., Wulansari, T. T., & Sari, N. W. (2021). Market Basket Analysis Method on Sales Data Using FP - Growth Algorithm. *Multica Science And Technology*, 55-60. doi:10.47002/mst.v1i2.239
- Martinez, M., & Escobar, B. (2021). Market Basket Analysis with Association Rules in The Retail Sector Using Orange. Case Study : Appliances Sales Company. *CLEI Eletronic Journal*, 1-17. doi:10.19153/cleiej.24.2.12
- Najaf, A. R., Pratama, A., Wijayanto, D., Agussalim, Permatasari, R., & Fitri, A. S. (2023). Implementation Frequent Pattern Growth (FP- Growth) Algoritim on Market Basket Analysis for Determining Consumer Purcashing Paterns (Case Study : XYZ Coffee Shop). *Proceeding - IEEE 9th Information Technology International Seminar*. doi:10.1109/ITIS59651.2023.10420163
- Nurchahyanti, F. W. (2022). Pengaruh Strategi Pemasaran Untuk Meningkatkan Penjualan Produk UMKM Studi Terhadap Toko Imamgift.art. *Jurnal Ekonomi dan Bisnis*, 302-315.
- Permatasari, A., & Pramandha, N. F. (2020). Re-Layout Facility to Minimize Defects And Production Cost in PT . Sendanis Jaya Makmur Re-layout Facility to Minimize Defects and Production Cost in PT . Sendanis Jaya Makmur. *IOP Conference Series : Earth and Environmental Science*. doi:10.1088/1755-1315/426/1/012166
- Qisman, M., Rosadi, R., & Abdullah, A. S. (2021). Market Basket Analysis Using Apriori Algorithm to Find Consumer Patterns in Buying Goods Through Transaction Data (Case Study of Mazin Computer Retail Stores). *Journal of Physics : Conference Series*. doi:10.1088/1742-6596/1722/1/012020
- Raihan, M. (2024). Analisis Perbandingan Algoritma Apriori dan FP-Growth untuk Menentukan Strategi Penjualan Pada Maestro Jakarta Cafe & Space Abstrak. *Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi*. doi: 10.35870/jimik.v5i3.994
- Ramadhan, R., & Setiawan, E. I. (2021). Market Basket Analysis untuk Swalayan KSU Sumber Makmur dengan Algoritma FP Growth. *Journal of Intelligent System and Computation*, 34-39. doi:10.52985/insyst.v2i1.149

- Rana, S., & Mondal, M. (2021). Seasonal and Multilevel Association Based Approach for Based Approach for Market Basket Analysis in Retail Supermarket. *European Journal of Information Technologies and Computer Science*, 9-15. doi:10.24018/compute.2021.1.4.31
- Rathore, M. (2020). Algorithm, A Comparative Analysis of R and Weka for Market Basket Analysis Using Apriori. *Proceeding of International Conference on Communication and Computational Technologies*, 211-219.
- Rian, P. R., & Wadisman, C. (2018). Implementasi Data Mining Pemilihan Pelanggan Potensial Menggunakan Algoritma K Means. *Journal of Information Technology and Computer Science*.
- Riswanto, A., & Bakar, M. A. (2023). Pengaruh Eksterior (Luar Toko), Interior (Internal Store), Layout Toko (Store Layout) Dan Interior Display (Storage Arrangements) Terhadap Keputusan Pembelian Di Toko Eceran Modern (Survey Konsumen Ritel Modern di Kabupaten Suka Bumi). *Jurnal Bisnis dan Manajemen West Science*, 18-27. doi:10.58812/jbmws.v2i1.177
- Rizki, M., Devrika, D., Lubis, F. S., & Umam, I. H. (2020). Aplikasi Data Mining Dalam Penentuan Layout Swalayan dengan Menggunakan Metode MBA. *Jurnal Teknik Industri: Jurnal Hasil Penelitian dan Karya Ilmiah dalam Bidang Teknik Industri*, 130. doi:10.24014/jti.v5i2.8958
- Rizqi, Z. U. (2019). Implementation of Association Rule-Market Basket Analysis in Determining Product Bundling Strategy: Case study of Retail Businesses In Indonesia. *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, 153-160.
- Said, A. M., & Dominic, P. D. (2012). A New Scheme For Extracting Association Rules : Market Basket Analysis Case Study. *International Journal of Business Innovation and Research*, 28-46. doi:DOI: 10.1504/IJBIR.2012.044256
- Saputra, J. P., Rahayu, S. A., & Hariguna, T. (2023). Market Basket Analysis Using FP-Growth Algorithm to Design Marketing Strategy by Determining Consumer Purchasing Patterns. *Journal of Applied Data Sciences*, 38-49. doi:10.47738/jads.v4i1.83
- Saputra, J. P., Rahayu, S. A., & Hriguna, T. (2023). Market Basket Analysis Using FP - Growth Algorithm to Design Marketing Strategy by Determining Consumer Purchasing Patterns. *Journal of Applied Data Science*, 38-49. doi:10.47738/jads.v4i1.83
- Syaifullah, F., Puspaningrum, E. Y., & Al Haromainy, M. M. (2024). Analisis Pola Pembelian Pelanggan Menggunakan Algoritma Squeezer, Apriori dan FP - Growth Pada Toko Bangunan. *Jurnal Informatika dan Sains Teknologi*, 134-147. doi:10.62951/modem.v2i3.153
- 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*, 1367. doi:10.30865/mib.v6i3.4217

- Vaishampayan, S. (2021). Market Basket Analysis Recommender System Using Apriori Algorithm. *High Performance Computing and Networking*, 461 - 472. doi:doi.org/10.1007/978-981-16-9885-9_38
- Widodo, I. D., Ulfah, H., & Anggraeni, K. N. (2021). Redesign Super Market Layout Analysis Based on Hidden Customer Purchase Behaviour. *2021 IEEE 8th International Conference on Industrial Engineering and Applications*, 261-264. doi:10.1109/ICIEA52957.2021.9436714
- Yan, X., Zhang, C., & Zhang, S. (2009). Confidence metrics for association rule mining. *Applied Artificial Intelligence*, 713-737.
- Yanti, R., Maradjabessy, P. N., Qurtubi, & Rachmadewi, I. P. (2024). Determining The Retail Sales Strategies Using Association Rule Mining. *International Journal of Advances in Applied Sciences*, 530-538. doi:10.11591/ijaas.v13.i3.pp530-538
- Yongmei, L., & Yong, G. (2009). Application in Market Basket Analysis based on FP - Growth Algorithm. *WRI World Congress on Computer Science and Information Engineering*, 112-115. doi:10.1109/CSIE.2009.1073

LAMPIRAN

A.1 Luaran Software

Apriori

=====

Minimum support: 0.01 (18 instances)

Minimum metric <confidence>: 0.3

Number of cycles performed: 20

Generated sets of large itemsets:

Size of set of large itemsets L(1): 18

Size of set of large itemsets L(2): 61

Size of set of large itemsets L(3): 38

Best rules found:

```

1. ready =Y GALONN=Y 44 ==> FOOD=Y 22      <conf:(0.5)> lift:(1.32) lev:(0)
[5] conv:(1.19)
2. FOOD=Y GALONN=Y 48 ==> ready=Y 22      <conf:(0.46)> lift:(1.29) lev:(0)
[4] conv:(1.15)
3. READY=Y DAIRY=Y 50 ==> CLEANER=Y 20      <conf:(0.4)> lift:(1.1) lev:(0)
[1] conv:(1.03)
4. READY=Y TOILETERIES=Y 123 ==> CLEANER=Y 48      <conf:(0.39)> lift:(1.07)
lev:(0) [3] conv:(1.03)
5. CIGARETTE=Y 171 ==> FROZEN=Y 66      <conf:(0.39)> lift:(1.35) lev:(0.01)
[17] conv:(1.15)
6. ISECTICIDE=Y 106 ==> TOILETERIES=Y 40      <conf:(0.38)> lift:(1.53)
lev:(0.01) [13] conv:(1.19)
7. TOILETERIES=Y 432 ==> CLEANER=Y 163      <conf:(0.38)> lift:(1.04) lev:(0)
[5] conv:(1.02)
8. FROZEN=Y DRIK=Y 56 ==> FOOD=Y 21      <conf:(0.38)> lift:(0.99) lev:(-0)
[0] conv:(0.97)
9. READY=Y DRIK=Y 59 ==> FOOD=Y 22      <conf:(0.37)> lift:(0.98) lev:(-0)
[0] conv:(0.96)
10. GALON=Y 129 ==> FOOD=Y 48      <conf:(0.37)> lift:(0.98) lev:(-0) [0]
conv:(0.98)
11. FROZEN=Y 500 ==> FOOD=Y 186      <conf:(0.37)> lift:(0.98) lev:(-0) [-3]
conv:(0.99)
12. INSTANT=Y 605 ==> CLEANER=Y 225      <conf:(0.37)> lift:(1.02) lev:(0)
[4] conv:(1.01)
13. CLEANER=Y DAIRY=Y 54 ==> READY=Y 20      <conf:(0.37)> lift:(1.04) lev:(0)
[0] conv:(1)
14. ISECTICIDE=Y 106 ==> CLEANER=Y 39      <conf:(0.37)> lift:(1.01) lev:(0)
[0] conv:(0.99)
15. READY=Y 622 ==> CLEANER=Y 227      <conf:(0.36)> lift:(1) lev:(0) [0]
conv:(1)
16. CONFECTIONERY=Y INSTANT=Y 91 ==> CLEANER=Y 33      <conf:(0.36)>
lift:(0.95) lev:(-0) [0] conv:(0.98)
17. ISECTICIDE=Y 106 ==> READY=Y 38      <conf:(0.36)> lift:(1.01) lev:(0)
[0] conv:(0.99)

```

18. CLEANER=Y 638 ==> READY=Y 227 <conf:(0.36)> lift:(1) lev:(0) [0]
 conv:(1)
 19. DAIRY=Y 169 ==> FOOD=Y 60 <conf:(0.36)> lift:(0.94) lev:(-0) [-4]
 conv:(0.95)
 20. CLEANER=Y 638 ==> INSTANT=Y 225 <conf:(0.35)> lift:(1.02) lev:(0)
 [4] conv:(1.01)
 21. READY=Y FROZEN=Y 159 ==> FOOD=Y 56 <conf:(0.35)> lift:(0.93) lev:(-
 0) [-4] conv:(0.95)
 22. DRIK=Y 250 ==> FOOD=Y 87 <conf:(0.35)> lift:(0.92) lev:(-0) [-7]
 conv:(0.95)
 23. FROZEN=Y TOILETERIES=Y 98 ==> FOOD=Y 34 <conf:(0.35)> lift:(0.92)
 lev:(-0) [-3] conv:(0.94)
 24. INSTANT=Y DAIRY=Y 52 ==> CLEANER=Y 18 <conf:(0.35)> lift:(0.95) lev:(-
 0) [0] conv:(0.94)
 25. READY=Y INSTANT=Y 194 ==> CLEANER=Y 67 <conf:(0.35)> lift:(0.95)
 lev:(-0) [-3] conv:(0.96)
 26. GALON=Y 129 ==> CLEANER=Y 44 <conf:(0.34)> lift:(0.94) lev:(-0) [-2]
 conv:(0.95)
 27. GALON=Y 129 ==> READY=Y 44 <conf:(0.34)> lift:(0.96) lev:(-0) [-1]
 conv:(0.97)
 28. CLEANER=Y DAIRY=Y 54 ==> INSTANT=Y 18 <conf:(0.33)> lift:(0.97) lev:(-
 0) [0] conv:(0.96)
 29. READY=Y 622 ==> FOOD=Y 206 <conf:(0.33)> lift:(0.87) lev:(-0.02) [-
 29] conv:(0.93)
 30. CONFECTIONERY=Y FROZEN=Y 85 ==> READY=Y 28 <conf:(0.33)> lift:(0.93)
 lev:(-0) [-2] conv:(0.95)
 31. CONFECTIONERY=Y 345 ==> CLEANER=Y 113 <conf:(0.33)> lift:(0.9) lev:(-
 0.01) [-12] conv:(0.94)
 32. INSTANT=Y 605 ==> FOOD=Y 197 <conf:(0.33)> lift:(0.86) lev:(-0.02)
 [-32] conv:(0.92)
 33. CODIMET=Y 111 ==> READY=Y 36 <conf:(0.32)> lift:(0.91) lev:(-0) [-3]
 conv:(0.94)
 34. CONFECTIONERY=Y TOILETERIES=Y 74 ==> CLEANER=Y 24 <conf:(0.32)>
 lift:(0.89) lev:(-0) [-2] conv:(0.92)
 35. INSTANT=Y 605 ==> READY=Y 194 <conf:(0.32)> lift:(0.9) lev:(-0.01)
 [-20] conv:(0.95)
 36. CLEANER=Y FROZEN=Y 131 ==> READY=Y 42 <conf:(0.32)> lift:(0.9) lev:(-
 0) [-4] conv:(0.94)
 37. DAIRY=Y 169 ==> CLEANER=Y 54 <conf:(0.32)> lift:(0.88) lev:(-0) [-7]
 conv:(0.93)
 38. CONFECTIONERY=Y 345 ==> FOOD=Y 110 <conf:(0.32)> lift:(0.84) lev:(-
 0.01) [-20] conv:(0.91)
 39. FROZEN=Y 500 ==> READY=Y 159 <conf:(0.32)> lift:(0.9) lev:(-0.01) [-
 18] conv:(0.94)
 40. CODIMET=Y 111 ==> FOOD=Y 35 <conf:(0.32)> lift:(0.83) lev:(-0) [-7]
 conv:(0.9)
 41. CONFECTIONERY=Y 345 ==> READY=Y 108 <conf:(0.31)> lift:(0.88) lev:(-
 0.01) [-14] conv:(0.94)
 42. READY=Y 622 ==> INSTANT=Y 194 <conf:(0.31)> lift:(0.9) lev:(-0.01)
 [-20] conv:(0.95)
 43. FOOD=Y 664 ==> READY=Y 206 <conf:(0.31)> lift:(0.87) lev:(-0.02) [-
 29] conv:(0.93)
 44. DAIRY=Y 169 ==> INSTANT=Y 52 <conf:(0.31)> lift:(0.89) lev:(-0) [-6]
 conv:(0.94)
 45. TOILETERIES=Y 432 ==> FOOD=Y 132 <conf:(0.31)> lift:(0.81) lev:(-
 0.02) [-31] conv:(0.89)
 46. CONFECTIONERY=Y READY=Y 108 ==> CLEANER=Y 33 <conf:(0.31)> lift:(0.84)
 lev:(-0) [-6] conv:(0.9)

47. CIGARETTE=Y 171 ==> INSTANT=Y 52 <conf:(0.3)> lift:(0.88) lev:(-0)
 [-7] conv:(0.93)
 48. CIGARETTE=Y 171 ==> FOOD=Y 52 <conf:(0.3)> lift:(0.8) lev:(-0.01) [-
 12] conv:(0.89)
 49. ISECTICIDE=Y 106 ==> INSTANT=Y 32 <conf:(0.3)> lift:(0.87) lev:(-0)
 [-4] conv:(0.93)
 50. FOOD=Y FROZEN=Y 186 ==> READY=Y 56 <conf:(0.3)> lift:(0.85) lev:(-
 0.01) [-9] conv:(0.92)
 51. [CLEANER=Y]: 638 ==> [CIGARETTE=N]: 618 <conf:(0.97)> lift:(1.07)
 lev:(0.02) conv:(2.96)
 2. [CONFECTIONERY=N, CLEANER=Y]: 525 ==> [CIGARETTE=N]: 508 <conf:(0.97)>
 lift:(1.07) lev:(0.02) conv:(2.85)
 3. [READY=Y]: 622 ==> [CIGARETTE=N]: 594 <conf:(0.95)> lift:(1.06)
 lev:(0.02) conv:(2.09)
 4. [CONFECTIONERY=N, READY=Y]: 514 ==> [CIGARETTE=N]: 487 <conf:(0.95)>
 lift:(1.05) lev:(0.01) conv:(1.79)
 5. [FOOD=Y]: 664 ==> [CIGARETTE=N]: 612 <conf:(0.92)> lift:(1.02)
 lev:(0.01) conv:(1.22)
 6. [INSTANTN=Y]: 605 ==> [CIGARETTE=N]: 553 <conf:(0.91)> lift:(1.01)
 lev:(0) conv:(1.11)
 7. [CONFECTIONERY=N, FOOD=Y]: 554 ==> [CIGARETTE=N]: 505 <conf:(0.91)>
 lift:(1.01) lev:(0) conv:(1.08)
 8. [CONFECTIONERY=N, INSTANTN=Y]: 514 ==> [CIGARETTE=N]: 467 <conf:(0.91)>
 lift:(1.01) lev:(0) conv:(1.04)
 9. [CONFECTIONERY=N]: 1408 ==> [CIGARETTE=N]: 1258 <conf:(0.89)>
 lift:(0.99) lev:(-0.01) conv:(0.91)
 10. [INSTANTN=Y]: 605 ==> [CONFECTIONERY=N]: 514 <conf:(0.85)> lift:(1.06)
 lev:(0.02) conv:(1.29)
 11. [CIGARETTE=N, INSTANTN=Y]: 553 ==> [CONFECTIONERY=N]: 467 <conf:(0.84)>
 lift:(1.05) lev:(0.01) conv:(1.25)
 12. [FOOD=Y]: 664 ==> [CONFECTIONERY=N]: 554 <conf:(0.83)> lift:(1.04)
 lev:(0.01) conv:(1.18)
 13. [READY=Y]: 622 ==> [CONFECTIONERY=N]: 514 <conf:(0.83)> lift:(1.03)
 lev:(0.01) conv:(1.12)
 14. [CIGARETTE=N, FOOD=Y]: 612 ==> [CONFECTIONERY=N]: 505 <conf:(0.83)>
 lift:(1.03) lev:(0.01) conv:(1.12)
 15. [CLEANER=Y]: 638 ==> [CONFECTIONERY=N]: 525 <conf:(0.82)> lift:(1.02)
 lev:(0.01) conv:(1.1)
 16. [CIGARETTE=N, CLEANER=Y]: 618 ==> [CONFECTIONERY=N]: 508 <conf:(0.82)>
 lift:(1.02) lev:(0.01) conv:(1.1)
 17. [CIGARETTE=N, READY=Y]: 594 ==> [CONFECTIONERY=N]: 487 <conf:(0.82)>
 lift:(1.02) lev:(0.01) conv:(1.08)
 18. [CLEANER=Y]: 638 ==> [CIGARETTE=N, CONFECTIONERY=N]: 508 <conf:(0.8)>
 lift:(1.11) lev:(0.03) conv:(1.38)
 19. [CIGARETTE=N]: 1582 ==> [CONFECTIONERY=N]: 1258 <conf:(0.8)>
 lift:(0.99) lev:(-0.01) conv:(0.96)

20. [READY=Y]: 622 ==> [CIGARETTE=N, CONFECTIONERY=N]: 487 <conf:(0.78)>
 lift:(1.09) lev:(0.02) conv:(1.29)

FPGrowth found 50 rules (displaying top 50)

1. [READY=Y, GALON=Y]: 44 ==> [FOOD=Y]: 22 <conf:(0.5)> lift:(1.32)
 lev:(0) conv:(1.19)
2. [FOOD=Y, GALON=Y]: 48 ==> [READY=Y]: 22 <conf:(0.46)> lift:(1.29)
 lev:(0) conv:(1.15)
3. [READY=Y, DAIRY=Y]: 50 ==> [CLEANER=Y]: 20 <conf:(0.4)> lift:(1.1)
 lev:(0) conv:(1.03)
4. [READY=Y, TOILETERIES=Y]: 123 ==> [CLEANER=Y]: 48 <conf:(0.39)>
 lift:(1.07) lev:(0) conv:(1.03)
5. [CIGARETTE=Y]: 171 ==> [FROZEN=Y]: 66 <conf:(0.39)> lift:(1.35)
 lev:(0.01) conv:(1.15)
6. [ISECTICIDE=Y]: 106 ==> [TOILETERIES=Y]: 40 <conf:(0.38)> lift:(1.53)
 lev:(0.01) conv:(1.19)
7. [TOILETERIES=Y]: 432 ==> [CLEANER=Y]: 163 <conf:(0.38)> lift:(1.04)
 lev:(0) conv:(1.02)
8. [FROZEN=Y, DRIK=Y]: 56 ==> [FOOD=Y]: 21 <conf:(0.38)> lift:(0.99)
 lev:(-0) conv:(0.97)
9. [READY=Y, DRIK=Y]: 59 ==> [FOOD=Y]: 22 <conf:(0.37)> lift:(0.98)
 lev:(-0) conv:(0.96)
10. [GALON=Y]: 129 ==> [FOOD=Y]: 48 <conf:(0.37)> lift:(0.98) lev:(-0)
 conv:(0.98)
11. [FROZEN=Y]: 500 ==> [FOOD=Y]: 186 <conf:(0.37)> lift:(0.98) lev:(-0)
 conv:(0.99)
12. [INSTANT=Y]: 605 ==> [CLEANER=Y]: 225 <conf:(0.37)> lift:(1.02)
 lev:(0) conv:(1.01)
13. [CLEANER=Y, DAIRY=Y]: 54 ==> [READY=Y]: 20 <conf:(0.37)> lift:(1.04)
 lev:(0) conv:(1)
14. [ISECTICIDE=Y]: 106 ==> [CLEANER=Y]: 39 <conf:(0.37)> lift:(1.01)
 lev:(0) conv:(0.99)
15. [READY=Y]: 622 ==> [CLEANER=Y]: 227 <conf:(0.36)> lift:(1) lev:(0)
 conv:(1)
16. [INSTANT=Y, CONFECTIONERY=Y]: 91 ==> [CLEANER=Y]: 33 <conf:(0.36)>
 lift:(1) lev:(-0) conv:(0.98)
17. [ISECTICIDE=Y]: 106 ==> [READY=Y]: 38 <conf:(0.36)> lift:(1.01)
 lev:(0) conv:(0.99)
18. [CLEANER=Y]: 638 ==> [READY=Y]: 227 <conf:(0.36)> lift:(1) lev:(0)
 conv:(1)
19. [DAIRY=Y]: 169 ==> [FOOD=Y]: 60 <conf:(0.36)> lift:(0.94) lev:(-0)
 conv:(0.95)
20. [CLEANER=Y]: 638 ==> [INSTANT=Y]: 225 <conf:(0.35)> lift:(1.02)
 lev:(0) conv:(1.01)
21. [READY=Y, FROZEN=Y]: 159 ==> [FOOD=Y]: 56 <conf:(0.35)> lift:(0.93)
 lev:(-0) conv:(0.95)
22. [DRIK=Y]: 250 ==> [FOOD=Y]: 87 <conf:(0.35)> lift:(0.92) lev:(-0)
 conv:(0.95)
23. [FROZEN=Y, TOILETERIES=Y]: 98 ==> [FOOD=Y]: 34 <conf:(0.35)>
 lift:(0.92) lev:(-0) conv:(0.94)
24. [INSTANT=Y, DAIRY=Y]: 52 ==> [CLEANER=Y]: 18 <conf:(0.35)>
 lift:(0.95) lev:(-0) conv:(0.94)
25. [READY=Y, INSTANT=Y]: 194 ==> [CLEANER=Y]: 67 <conf:(0.35)>
 lift:(0.95) lev:(-0) conv:(0.96)

26. [GALON=Y]: 129 ==> [CLEANER=Y]: 44 <conf:(0.34)> lift:(0.94) lev:(-0)
 conv:(0.95)
 27. [GALON=Y]: 129 ==> [READY=Y]: 44 <conf:(0.34)> lift:(0.96) lev:(-0)
 conv:(0.97)
 28. [CLEANER=Y, DAIRY=Y]: 54 ==> [INSTANT=Y]: 18 <conf:(0.33)>
 lift:(0.97) lev:(-0) conv:(0.96)
 29. [READY=Y]: 622 ==> [FOOD=Y]: 206 <conf:(0.33)> lift:(0.87) lev:(-
 0.02) conv:(0.93)
 30. [FROZEN=Y, CONFECTIONERY=Y]: 85 ==> [READY=Y]: 28 <conf:(0.33)>
 lift:(0.93) lev:(-0) conv:(0.95)
 31. [CONFECTIONERY=Y]: 345 ==> [CLEANER=Y]: 113 <conf:(0.33)> lift:(0.9)
 lev:(-0.01) conv:(0.94)
 32. [INSTANT=Y]: 605 ==> [FOOD=Y]: 197 <conf:(0.33)> lift:(0.86) lev:(-
 0.02) conv:(0.92)
 33. [CODIMET=Y]: 111 ==> [READY=Y]: 36 <conf:(0.32)> lift:(0.91) lev:(-0)
 conv:(0.94)
 34. [TOILETERIES=Y, CONFECTIONERY=Y]: 74 ==> [CLEANER=Y]: 24
 <conf:(0.32)> lift:(0.89) lev:(-0) conv:(0.92)
 35. [INSTANT=Y]: 605 ==> [READY=Y]: 194 <conf:(0.32)> lift:(0.9) lev:(-
 0.01) conv:(0.95)
 36. [CLEANER=Y, FROZEN=Y]: 131 ==> [READY=Y]: 42 <conf:(0.32)> lift:(0.9)
 lev:(-0) conv:(0.94)
 37. [DAIRY=Y]: 169 ==> [CLEANER=Y]: 54 <conf:(0.32)> lift:(0.88) lev:(-0)
 conv:(0.93)
 38. [CONFECTIONERY=Y]: 345 ==> [FOOD=Y]: 110 <conf:(0.32)> lift:(0.84)
 lev:(-0.01) conv:(0.91)
 39. [FROZEN=Y]: 500 ==> [READY=Y]: 159 <conf:(0.32)> lift:(0.9) lev:(-
 0.01) conv:(0.94)
 40. [CODIMET=Y]: 111 ==> [FOOD=Y]: 35 <conf:(0.32)> lift:(0.83) lev:(-0)
 conv:(0.9)
 41. [CONFECTIONERY=Y]: 345 ==> [READY=Y]: 108 <conf:(0.31)> lift:(0.88)
 lev:(-0.01) conv:(0.94)
 42. [READY=Y]: 622 ==> [INSTANT=Y]: 194 <conf:(0.31)> lift:(0.9) lev:(-
 0.01) conv:(0.95)
 43. [FOOD=Y]: 664 ==> [READY=Y]: 206 <conf:(0.31)> lift:(0.87) lev:(-
 0.02) conv:(0.93)
 44. [DAIRY=Y]: 169 ==> [INSTANT=Y]: 52 <conf:(0.31)> lift:(0.89) lev:(-0)
 conv:(0.94)
 45. [TOILETERIES=Y]: 432 ==> [FOOD=Y]: 132 <conf:(0.31)> lift:(0.81)
 lev:(-0.02) conv:(0.89)
 46. [READY=Y, CONFECTIONERY=Y]: 108 ==> [CLEANER=Y]: 33 <conf:(0.31)>
 lift:(0.84) lev:(-0) conv:(0.9)
 47. [CIGARETTE=Y]: 171 ==> [FOOD=Y]: 52 <conf:(0.3)> lift:(0.8) lev:(-
 0.01) conv:(0.89)
 48. [CIGARETTE=Y]: 171 ==> [INSTANT=Y]: 52 <conf:(0.3)> lift:(0.88)
 lev:(-0) conv:(0.93)
 49. [ISECTICIDE=Y]: 106 ==> [INSTANT=Y]: 32 <conf:(0.3)> lift:(0.87)
 lev:(-0) conv:(0.93)
 50. [FOOD=Y, FROZEN=Y]: 186 ==> [READY=Y]: 56 <conf:(0.3)> lift:(0.85)
 lev:(-0.01) conv:(0.92)

A.2 Data Transaksi

LATRON W1941S

Menu Utama | Produk | Transaksi | Laporan | Pengaturan

No Transaksi: 4104853SR/UTM/03 UTM JADIV7H

Tanggal: 19/05/2025 09:05

Pelanggan: UNJUM

Jumlah: 1,00 Kode Item:

No	Kode Item	Keterangan
1	GIVDR76GR	GIV SABUN DEMASK ROSE 76GR
2	CH75+15	CIP TADENT HERBAL 75+15
3	ML230	MAMA LEMON 230ML
4	MCK19	MALKIST COKELAT KELAPA 19G

Indien | Potongan

Revisi Detail | Detail Item | Data Serial | Data Rakitan | Lihat Harga | Buka Lagi [F2]

Sales: Keluar dari: UTM

ATRON W1941S

Kasir

Master Data Pembelian Penjualan Persediaan

Utama Daftar Kasir Kasir

Transaksi : 410495/KSR/UTM/052 UTM AKTIV/H

Tanggal : 19/05/2025 09.34 14.00.43

Anggaran : UMUM

Jumlah : 1,00 Kode Item :

No	Kode Item	Keterangan
	MASAKOAY9	MASAKO AYAM 9G
	OSC16	OREO SOFT CAKE 20G
	PPB50	PONDS PURE BRIGHT FF 50G
	SMJW	SIDO MUNCUL JAHE WANGI 25GR
	SM6	SARI MURNI BUNDAR ISI 6
	SAO10	SUNSILK SAMPO ARGAN OIL 10ML
	RDLFS9	REXONA FREE SPIRIT 9G
	ACC45	AICE COFFE CRISPY 45G

Master Data Pembelian Penjualan Persediaan

Utama Daftar Kasir Kasir

Transaksi : 410495/KSR/UTM/052 UTM AKTIV/H

Tanggal : 19/05/2025 09.31 14.00.51

Anggaran : UMUM

Jumlah : 1,00 Kode Item :

No	Kode Item	Ket
	GL8	GLADE LAVENDER 8GR
	SPO10	STELLA POCKET ORANGE 10G
	KAB1	KOREK API BENING

LATRON W1941S

Kasir - iP 02

Master Data Pembelian Penjualan Persediaan Akuntansi

Menu Utama Daftar Kasir Kasir

No Transaksi : 410495/KSR/UTM/002 UTM AMV/H

Tanggal : 19/05/2025 09:45 14.00.35

Pelanggan : UMUM

Jumlah : 1,00 Kode Item :

No	Kode Item	Keterangan
1	WKSJ750	WIPOL KARBOL SEREH & JERUK 750ML
2	SLP635	SUNLIGHT LIME POUCH 635ML
3	MMCA400	Mr Muscle CLEAR APEL 400ML
4	SCL42	STELLA COFE LATTE 42G

LATRON W1941S

Kasir

Master Data Pembelian Penjualan Persediaan

Menu Utama Daftar Kasir Kasir

No Transaksi : 410495/KSR/UTM/002 UTM AMV/H

Tanggal : 19/05/2025 09:51 14.00.20

Pelanggan : UMUM

Jumlah : 1,00 Kode Item :

No	Kode Item	Keterangan
1	DJQ75	DONALD JELLY Q 75GR
2	ACM49	AICE CHOCO MALT 49ML
3	8992741906432	YUPI CHIBI GUMMY

A.3 Pelaksanaan Penelitian

