

**“PENERAPAN ALGORITMA APRIORI UNTUK ANALISIS
PENJUALAN MENU DAN REKOMENDASI BUNDLING
PRODUK PADA ANGKRINGAN “STAY-UP” DI MEDAN”**

SKRIPSI

Disusun Oleh :

MUHAMMAD ISMAIL ALWI

2009010138



**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
MEDAN
2026**

LEMBAR PENGESAHAN

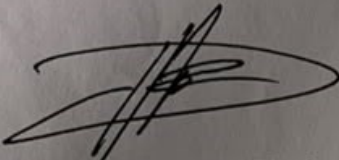
Judul Skripsi : PENERAPAN ALGORITMA APRIORI UNTUK ANALISIS
PENJUALAN MENU DAN REKOMENDASI BUNDLING
PRODUK PADA ANGKRINGAN "STAY-UP" DI MEDAN
Nama Mahasiswa : MUHAMMAD ISMAIL ALWI
NPM : 2009010138
Program Studi : SISTEM INFORMASI

Menyetujui
Komisi Pembimbing



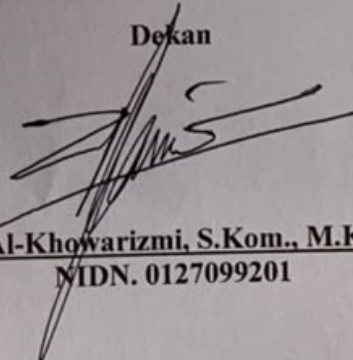
(Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom., M.Kom.)
NIDN. 0117088902

Ketua Program Studi



(Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom., M.Kom.)
NIDN. 0117088902

Dekan



(Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom.)
NIDN. 0127099201

PERNYATAAN ORISINALITAS

PENERAPAN ALGORITMA PRIORI UNTUK ANALISIS PENJUALAN MENU DAN REKOMENDASI BUNDLING PRODUK PADA ANGKRINGAN “STAY- UP” DI MEDAN

SKRIPSI

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, September 2026

Yang membuat pernyataan



Muhammad Ismail Alwi

NPM. 2009010138

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN
AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama	: Muhammad Ismail Alwi
NPM	: 2009010138
Program Studi	: Sistem Informasi
Karya Ilmiah	: Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bedas Royalti Non-Eksekutif (*Non-Exclusive Royalty free Right*) atas penelitian skripsi saya yang berjudul:

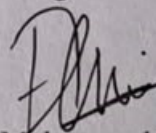
**PENERAPAN ALGORITMA PRIORI UNTUK ANALISIS PENJUALAN MENU
DAN REKOMENDASI BUNDLING PRODUK PADA ANGKRINGAN “STAY-
UP” DI MEDAN**

Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, September 2026

Yang membuat pernyataan



Muhammad Ismail Alwi

NPM. 2009010138

RIWAYAT HIDUP



DATA PRIBADI

Nama Lengkap : Muhammad Ismail Alwi
Tempat dan Tanggal Lahir : Dusun Pengajian, 19 September 2001
Alamat Rumah : Dusun Pengajian Desa Lalang
Telepon/Faks/HP : +6289507160638
E-mail : mhdismailalwi0@gmail.com
Instansi Tempat Kerja : BintangZannah
Alamat Kantor : Jl. Kapten Muchtar Basri No.113

DATA PENDIDIKAN

SDN 010249 Dusun Pengajian	Tamat : 2010
MTS Al-ihya Tanjung Gading	Tamat : 2016
SMA Mitra Inalum Tanjung Gading	Tamat : 2019

KATA PENGANTAR



Puji syukur Alhamdulillah, Penulis panjatkan atas kehadiran Allah SWT., yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya yang telah memberi kekuatan kepada Penulis untuk yang menuntaskan tugas akhir dalam meraih Strata 1 ini. Skripsi ini Penulis sajikan dalam bentuk buku yang sederhana.

Oleh karena itu pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu, terimakasih kepada :

1. Bapak Prof. Dr. Akrim, M.Pd., Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU).
2. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom sebagai Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi.
3. Bapak Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom., M.Kom sebagai Ketua Prodi Sistem Informasi yang selalu memberikan dukungan.
4. Bapak Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom., M.Kom selaku Dosen Pembimbing saya yang telah sabar membimbing saya untuk menyelesaikan skripsi ini.
5. Seluruh Staff dan Keanggotaan Biro Kemahasiswaan yang mendukung dalam proses pengerjaan Penelitian ini.
6. Untuk teman seperjuangan, terima kasih atas segala bantuan, waktu, support dan kebaikan yang diberikan kepada penulis disaat masa sulit mengerjakan skripsi ini.
7. Seluruh teman-teman Angkatan Sistem Informasi 2020 yang telah sama-sama berjuang, yang Namanya tidak dapat penulis sebutkan satu-persatu.
8. Terimakasih juga pada kehadiran sang mastur yang telah menemani dan menghibur penulis sehingga selesainya penulisan skripsi ini.
9. Serta semua pihak terlibat yang namanya tidak bisa disebutkan satu persatu. sehingga terwujudnya penulisan ini.

Penulis menyadari bahwa penulisan Skripsi ini jauh dari kata sempurna, untuk itu Penulis memohon kritik dan saran yang bersifat membangun demi kesempurnaan penulisan ini di mendatang. Akhir kata, semoga Penelitian ini dapat berguna bagi para pembaca yang berminat pada topik penelitian ini.

Penulis

Muhammad Ismail
Alwi

PENERAPAN ALGORITMA APRIORI UNTUK ANALISIS PENJUALAN MENU DAN REKOMENDASI BUNDLING PRODUK PADA ANGKRINGAN "STAY-UP" DI MEDAN

ABSTRAK

Angkringan "Stay-Up" di Medan memiliki data transaksi penjualan menu dalam jumlah besar namun belum dimanfaatkan secara optimal untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan, sehingga penyusunan strategi bundling produk masih dilakukan berdasarkan intuisi tanpa dasar data yang kuat. Penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma Apriori untuk menganalisis pola pembelian menu berdasarkan data transaksi penjualan, menghasilkan rekomendasi bundling produk, serta mengevaluasi efektivitasnya melalui nilai support, confidence, dan lift ratio. Sistem bernama STAY-UP INSIGHT dibangun berbasis web menggunakan PHP native dan MySQLi, dengan algoritma Apriori diimplementasikan secara mandiri tanpa pustaka pihak ketiga. Data penelitian terdiri atas 48.049 transaksi dan 138.069 baris detail transaksi selama periode Desember 2025 hingga Juli 2026. Perhitungan manual terhadap 20 transaksi sampel menghasilkan 13 frequent 1-itemset, 2 frequent 2-itemset, dan 4 association rule, yang hasilnya identik 100% dengan keluaran sistem, membuktikan validitas implementasi algoritma. Pada skala penuh dengan minimum support 2% dan minimum confidence 10%, sistem berhasil menemukan 61 frequent itemset dan 28 association rule dalam waktu rata-rata 0,38 detik, dengan seluruh rule memiliki nilai lift ratio lebih besar dari 1. Pengujian black box terhadap 15 skenario fungsional menunjukkan seluruh fitur berjalan sesuai yang diharapkan (100% valid). Penelitian ini menyimpulkan bahwa algoritma Apriori dapat diterapkan secara efektif untuk menghasilkan rekomendasi bundling produk yang valid dan dapat dipertanggungjawabkan secara data, serta layak digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan bisnis pada Angkringan "Stay-Up" di Medan.

Kata Kunci: Algoritma Apriori, Association Rule Mining, Market Basket Analysis, Rekomendasi Bundling, Data Mining.

APPLICATION OF THE APRIORI ALGORITHM FOR MENU SALES ANALYSIS AND PRODUCT BUNDLING RECOMMENDATION AT ANGKRINGAN "STAY-UP" IN MEDAN

ABSTRACT

Angkringan "Stay-Up" in Medan possesses a large volume of menu sales transaction data that has not been optimally utilized to identify customer purchasing patterns, causing product bundling strategies to still rely on intuition rather than solid data-driven evidence. This research aims to apply the Apriori algorithm to analyze menu purchasing patterns based on sales transaction data, generate product bundling recommendations, and evaluate their effectiveness through support, confidence, and lift ratio values. A web-based system named STAY-UP INSIGHT was built using native PHP and MySQLi, with the Apriori algorithm implemented independently without third-party libraries. The research data consisted of 48,049 transactions and 138,069 transaction detail rows spanning December 2025 to July 2026. Manual calculation on a sample of 20 transactions produced 13 frequent 1-itemsets, 2 frequent 2-itemsets, and 4 association rules, which were 100% identical to the system's output, proving the validity of the algorithm's implementation. At full scale, using a minimum support of 2% and minimum confidence of 10%, the system successfully identified 61 frequent itemsets and 28 association rules within an average of 0.38 seconds, with all rules showing a lift ratio greater than 1. Black box testing on 15 functional scenarios showed that all features performed as expected (100% valid). This research concludes that the Apriori algorithm can be effectively applied to produce valid, data-accountable product bundling recommendations and is feasible for use as a business decision-support tool at Angkringan "Stay-Up" in Medan.

Keywords: *Apriori Algorithm, Association Rule Mining, Market Basket Analysis, Bundling Recommendation, Data Mining.*

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	v
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Masalah.....	1
1.2 Rumusan Masalah	6
1.3 Batasan Masalah.....	6
1.4 Tujuan Penelitian.....	7
1.5 Manfaat Penelitian.....	7
BAB II LANDASAN TEORI.....	10
2.2 Teori Data Mining.....	12
2.5 Penjualan	22
2.5.1 Pengertian Penjualan	22
2.5.2 Tujuan Penjualan	23
2.5.3 Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Penjualan	24
2.5.4 Unified Modeling Language (UML)	25
2.5.5 Data Penjualan sebagai Sumber Informasi	29
2.5.6 Hubungan Penjualan dengan Algoritma <i>Apriori</i>	30
2.6 Penelitian Terdahulu	31
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	33
3.1 Jenis dan Pendekatan Penelitian.....	33
3.2 Metode Analisis.....	35
3.3 Lokasi dan Waktu Penelitian.....	36

3.4 Teknik Pengumpulan Data	37
3.5 Analisis Permasalahan.....	39
3.6 Algoritma Sistem	41
3.6.1 Strategi Pemecahan Masalah	41
3.7 Pemodelan dan Perancangan Sistem <i>Apriori</i>	46
3.8 Jenis dan Sumber Data	48
3.8.1 Jenis Data.....	48
3.8.2 Sumber Data	49
3.9.1 Use Case Diagram	51
3.9.2 Activity Diagram.....	52
3.9.3 Class Diagram.....	54
3.10 Perancangan Antarmuka.....	56
3.10.2 Tujuan Perancangan Antarmuka	56
3.10.3 Prinsip Perancangan Antarmuka	57
3.10.4 Perancangan Halaman Sistem.....	57
3.11 Teknik Analisis Data	63
3.12 Variabel Penelitian.....	66
BAB IV	70
4.1 Analisis Manual Algoritma Apriori	70
4.1.1 Data Sampel Transaksi	70
4.1.2 Pembentukan Kandidat 1-Itemset (C1) dan Perhitungan <i>Support</i>	72
4.1.4 Pembentukan Kandidat 2-Itemset (C2) dan Perhitungan <i>Support</i>	74
4.1.6 Percobaan Pembentukan Kandidat 3-Itemset (C3).....	77
4.1.8 Interpretasi Hasil Perhitungan Manual	80
4.2 Spesifikasi Kebutuhan Sistem	82
4.2.3 Kebutuhan Fungsional	83

4.2.4	Kebutuhan Non-Fungsional.....	84
4.3	Implementasi Sistem	85
4.3.1	Implementasi Basis Data	86
4.3.2	Implementasi Antarmuka Sistem.....	86
4.3.3	Implementasi Algoritma <i>Apriori</i> pada Sistem.....	94
4.3.4	Implementasi Ekspor Laporan PDF.....	96
4.3.5	Implementasi <i>Update</i> Sistem via Unggah ZIP.....	97
4.4	Pengujian Sistem.....	98
4.5	Kelebihan dan Kelemahan Sistem.....	101
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....		104
5.1	Kesimpulan.....	104
5.2	Saran.....	105
DAFTAR PUSTAKA		107

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu	14
Tabel 3. 1 Pengumpulan Data Penelitian	16
Tabel 3. 2 Jenis dan Sumber Data	17
Tabel 3. 3 Variabel Penelitian	22

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1. <i>Flowchart</i> Sistem.....	24
Gambar 3.2 <i>Activity</i> Diagram Sistem.....	33
Gambar 3.3 <i>Class</i> Diagram Sistem.....	34

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Industri makanan dan minuman merupakan salah satu sektor ekonomi yang terus mengalami pertumbuhan signifikan di Indonesia. Sektor ini tidak hanya berperan sebagai penyedia kebutuhan pokok masyarakat, tetapi juga menjadi tulang punggung perekonomian nasional melalui kontribusinya terhadap Produk Domestik Bruto (PDB). Data dari Badan Pusat Statistik menunjukkan bahwa industri makanan dan minuman pada triwulan I tahun 2024 mengalami pertumbuhan sebesar 5,87% untuk PDB dan menyumbang 6,47% terhadap total PDB nasional (Badan Pusat Statistik, 2024). Kontribusi ini menempatkan sektor makanan dan minuman sebagai salah satu penyumbang terbesar ketiga dalam perekonomian Indonesia, setelah perdagangan besar dan konstruksi (CRIF Indonesia, 2024). Pertumbuhan yang berkelanjutan ini mencerminkan ketahanan sektor kuliner sekaligus membuka peluang besar bagi pelaku usaha, terutama di tingkat Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM), untuk terus berinovasi dan mengembangkan bisnisnya.

Perkembangan sektor kuliner di Indonesia juga terlihat dari meningkatnya jumlah unit usaha penyediaan makanan dan minuman. Berdasarkan data dari berbagai sumber, industri makanan dan minuman diproyeksikan akan terus menjadi pendorong utama pertumbuhan ekonomi dengan tingkat pertumbuhan yang positif (CRIF Indonesia, 2024). Fenomena ini tidak terlepas dari perubahan perilaku konsumen yang semakin dinamis, di mana konsumen tidak lagi sekadar mencari

produk makanan dan minuman untuk memenuhi kebutuhan dasar, tetapi juga mengutamakan pengalaman, kenyamanan, dan kepraktisan dalam setiap pembelian (Riyadi et al., 2022). Dalam beberapa tahun terakhir, bisnis kedai kopi dan angkringan mengalami peningkatan popularitas yang pesat, hampir di seluruh sudut kota besar di Indonesia terdapat berbagai kedai kopi yang tidak hanya menjual kopi, tetapi juga menyediakan beragam makanan dan minuman ringan (Aditya et al., 2023). Pertumbuhan ini menunjukkan bahwa konsumen semakin terbuka terhadap eksplorasi kuliner dan mengharapkan pengalaman yang lebih personal dalam menikmati hidangan.

Di tengah perkembangan industri kuliner yang pesat, persaingan antar pelaku usaha menjadi semakin ketat. Untuk memenangkan persaingan, pelaku usaha tidak hanya mengandalkan kualitas produk, tetapi juga kemampuan dalam memahami perilaku pelanggan dan merancang strategi pemasaran yang tepat sasaran. Perkembangan teknologi informasi yang sangat pesat memberikan kontribusi besar terhadap pertumbuhan dari sejumlah data yang dikumpulkan dalam sebuah basis data (Han et al., 2022).

Setiap transaksi penjualan yang terjadi menghasilkan data berharga yang mencakup informasi mengenai jenis menu yang dibeli, jumlah pembelian, waktu transaksi, dan nilai transaksi. Data ini sebenarnya merupakan aset strategis yang dapat diolah menjadi informasi dan pengetahuan yang bermanfaat untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis (Alqhatani et al., 2022). Dengan menganalisis pola pembelian konsumen, bisnis dapat memahami preferensi pelanggan dan merancang promosi yang lebih sesuai, sehingga meningkatkan penjualan dan kepuasan pelanggan.

Namun demikian, masih banyak pelaku usaha kuliner, terutama di sektor UMKM, yang belum memanfaatkan potensi data transaksi secara optimal. Data transaksi sering kali hanya diakumulasikan sebagai arsip administrasi tanpa dimanfaatkan untuk menghasilkan wawasan strategis (Dewi et al., 2022). Hal ini menyebabkan bisnis kehilangan kesempatan untuk mengambil keputusan berdasarkan data yang dapat memperkuat daya saing mereka di pasar yang semakin kompetitif. Padahal, dengan pendekatan yang tepat, data transaksi dapat diubah menjadi informasi yang mendukung berbagai aspek bisnis, mulai dari pengelolaan stok, penentuan jam operasional optimal, hingga perancangan strategi pemasaran yang lebih efektif.

Untuk mengatasi tantangan ini, diperlukan sistem yang mampu menganalisis data secara cepat dan akurat. Salah satu solusi yang diusulkan adalah penggunaan teknik *data mining*. *Data mining* didefinisikan sebagai serangkaian teknik yang digunakan secara otomatis untuk mengeksplorasi secara menyeluruh dan mengungkap hubungan kompleks dalam kumpulan data berukuran besar (Han et al., 2022). Kumpulan data ini biasanya berbentuk tabulasi, seperti yang sering diimplementasikan dalam sistem manajemen basis data relasional. Meskipun demikian, teknik *data mining* juga dapat diterapkan pada berbagai bentuk representasi data lainnya, termasuk domain data spasial, berbasis teks, dan multimedia seperti citra. Dengan menggunakan teknik *machine learning*, *data mining* memungkinkan analisis mendalam yang tidak hanya menemukan informasi yang tersembunyi tetapi juga memberikan pemahaman yang lebih dalam mengenai perilaku dan tren dalam data (Junianto & Nawawi, 2025). Dalam konteks bisnis, *data mining* banyak dimanfaatkan untuk menganalisis perilaku konsumen,

segmentasi pelanggan, prediksi penjualan, hingga analisis keranjang belanja (*market basket analysis*) (Alfiqra & Khasanah, 2020).

Salah satu metode *data mining* yang banyak digunakan untuk menganalisis pola pembelian adalah algoritma *Apriori*. Algoritma ini mampu menghasilkan aturan asosiasi (*association rules*) berdasarkan nilai *support* dan *confidence* yang menunjukkan keterkaitan antar item dalam suatu transaksi (Han et al., 2022). Algoritma *Apriori* dipilih dibandingkan algoritma lain karena kemampuannya yang spesifik dalam menemukan *frequent itemset* dan membangun aturan asosiasi dari data transaksi secara efisien, serta dirancang untuk bekerja dengan baik pada data transaksi yang memiliki volume besar dan pola pembelian yang kompleks (Ünvan, 2020). Hasil analisis berupa aturan asosiasi dapat dimanfaatkan untuk menyusun strategi pemasaran, menentukan penempatan produk, hingga menghasilkan rekomendasi *bundling* produk yang sesuai dengan perilaku pembelian pelanggan.

Penelitian yang dilakukan oleh Rahman dan Riana (2025) menunjukkan bahwa penerapan algoritma *Apriori* pada *Market Basket Analysis* mampu mengidentifikasi pola pembelian konsumen dan menghasilkan rekomendasi *bundling* produk yang lebih efektif dibandingkan metode pembandingan pada dataset penelitian. Temuan tersebut membuktikan bahwa pemanfaatan data transaksi dapat meningkatkan efektivitas strategi penjualan dan pengelolaan stok produk. Selanjutnya, penelitian Dewi, Handayani, dan Indra (2022) menjelaskan bahwa banyak pelaku usaha telah memiliki data transaksi penjualan, namun belum memanfaatkannya secara optimal sebagai dasar pengambilan keputusan. Melalui penerapan algoritma *Apriori*, penelitian tersebut berhasil menemukan hubungan antar produk yang sering dibeli secara bersamaan sehingga dapat digunakan untuk

mendukung strategi pemasaran berbasis data. Penelitian lain oleh Umar, Manongga, dan Iriani (2022) juga menunjukkan bahwa algoritma *Apriori* mampu menghasilkan aturan asosiasi yang berguna untuk memahami pola pembelian konsumen, yang dapat dimanfaatkan dalam menentukan strategi penempatan produk dan meningkatkan peluang penjualan melalui pendekatan *Market Basket Analysis*.

Berdasarkan hasil penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa algoritma *Apriori* merupakan metode yang efektif dalam menganalisis data transaksi penjualan untuk menemukan pola pembelian pelanggan. Namun, sebagian besar penelitian sebelumnya masih berfokus pada objek seperti swalayan, toko ritel, dan supermarket. Penelitian yang menerapkan algoritma *Apriori* pada usaha kuliner berskala UMKM, khususnya angkringan, masih relatif terbatas. Padahal, usaha angkringan memiliki karakteristik menu dan pola pembelian pelanggan yang khas, dengan kombinasi menu yang beragam dan harga yang terjangkau, sehingga sangat memiliki hal-hal yang kemudian potensial untuk dapat diterapkan strategi *bundling* produk berbasis data.

Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan pada Angkringan "Stay-Up" di Medan dengan tujuan menganalisis pola pembelian menu serta menghasilkan rekomendasi *bundling* produk yang sesuai dengan karakteristik transaksi pelanggan. Dengan menerapkan algoritma *Apriori*, penelitian ini diharapkan dapat membantu pemilik usaha dalam menyusun strategi pemasaran yang lebih efektif dan berbasis data (*data-driven*), sehingga mampu meningkatkan daya saing dan pertumbuhan bisnis di tengah-tengah persaingan industri kuliner yang semakin lama semakin kompetitif.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah yang telah diuraikan, rumusan masalah dalam penelitian ini dijabarkan sebagai berikut:

1. Menerapkan algoritma Apriori untuk menganalisis pola pembelian menu berdasarkan data transaksi penjualan pada Angkringan "Stay-Up" di Medan.
2. Menghasilkan rekomendasi *bundling* produk berdasarkan hasil analisis algoritma Apriori sebagai dasar penyusunan strategi pemasaran.
3. Menganalisis efektivitas rekomendasi *bundling* produk berdasarkan nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* sebagai pendukung pengambilan keputusan dalam meningkatkan strategi penjualan.

1.3 Batasan Masalah

Agar pembahasan dalam penelitian ini lebih terarah dan mendalam, maka diperlukan adanya batasan-batasan masalah yang jelas. Hal ini bertujuan untuk memfokuskan ruang lingkup penelitian sehingga hasil yang diperoleh lebih spesifik dan tidak menyimpang dari tujuan awal. Adapun batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian menggunakan data transaksi penjualan menu pada Angkringan "Stay-Up" di Medan sebagai objek penelitian.
2. Data yang dianalisis hanya berupa riwayat transaksi penjualan menu yang memuat informasi mengenai kombinasi menu yang dibeli dalam satu transaksi.
3. Penelitian ini hanya menggunakan data transaksi penjualan yang telah tercatat pada periode penelitian yang ditentukan dan tidak menganalisis data transaksi di luar periode tersebut.

1.4 Tujuan Penelitian

Sejalan dengan rumusan masalah yang telah ditetapkan, penelitian ini memiliki tujuan yang hendak dicapai. Secara umum, tujuan tersebut berorientasi pada penerapan algoritma Apriori dan pemanfaatan hasil analisisnya untuk kepentingan pengembangan bisnis Angkringan "Stay-Up". Secara lebih rinci, tujuan penelitian ini adalah:

1. Menerapkan algoritma Apriori untuk menganalisis pola pembelian menu berdasarkan data transaksi penjualan pada Angkringan "Stay-Up" di Medan sehingga diperoleh aturan asosiasi (*association rules*) yang menggambarkan keterkaitan antar menu yang sering dibeli secara bersamaan.
2. Menghasilkan rekomendasi *bundling* produk berdasarkan hasil analisis algoritma Apriori sebagai bahan pertimbangan bagi pihak Angkringan "Stay-Up" di Medan dalam menyusun strategi pemasaran dan meningkatkan efektivitas penjualan.
3. Mengevaluasi kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan melalui perhitungan nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* sehingga diperoleh rekomendasi *bundling* produk yang valid, relevan, dan dapat diterapkan untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis pada Angkringan "Stay-Up" di Medan.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang bermanfaat, baik secara teoritis maupun praktis. Manfaat masing-masing dirinci sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan ilmu pengetahuan, khususnya di bidang Sistem Informasi, *Data Mining*,

dan *Business Intelligence* melalui penerapan algoritma Apriori untuk menganalisis pola pembelian pelanggan. Selain itu, penelitian ini dapat menjadi referensi bagi peneliti selanjutnya yang ingin mengembangkan penelitian terkait analisis data transaksi, *association rule mining*, maupun rekomendasi *bundling* produk menggunakan algoritma Apriori atau algoritma *data mining* lainnya.

2. Manfaat Praktis

Selain manfaat teoritis, penelitian ini juga dirancang untuk dapat memberikan dampak langsung yang dapat dirasakan oleh beberapa pihak, di antaranya adalah sebagai berikut:

a. Bagi Angkringan "Stay-Up" di Medan

Penelitian ini diharapkan dapat membantu pihak Angkringan "Stay-Up" dalam mengidentifikasi pola pembelian pelanggan berdasarkan data transaksi penjualan. Hasil analisis dapat digunakan sebagai dasar dalam menyusun strategi *bundling* produk, meningkatkan efektivitas promosi, serta mendukung pengambilan keputusan untuk meningkatkan penjualan dan kepuasan pelanggan.

b. Bagi Penulis

Penelitian ini menjadi sarana untuk menerapkan ilmu yang diperoleh selama perkuliahan, khususnya dalam bidang *Data Mining*, Analisis Data, dan Sistem Pendukung Keputusan. Selain itu, penelitian ini dapat meningkatkan kemampuan penulis dalam mengolah data transaksi, menerapkan algoritma Apriori, serta menyusun karya ilmiah sesuai kaidah akademik.

c. Bagi Akademisi dan Peneliti Selanjutnya

Penelitian ini diharapkan dapat menjadi sumber referensi dan bahan kajian dalam penelitian yang berkaitan dengan penerapan algoritma Apriori, analisis pola pembelian pelanggan, dan rekomendasi *bundling* produk. Penelitian ini juga dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menggunakan metode atau algoritma lain untuk memperoleh hasil analisis yang lebih optimal.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Algoritma *Apriori*

Algoritma *Apriori* merupakan salah satu metode yang paling populer dalam *association rule mining* untuk menemukan pola hubungan antar item dalam suatu kumpulan data transaksi. Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh Agrawal dan Srikant pada tahun 1994 dan hingga kini masih menjadi salah satu algoritma andalan dalam analisis data transaksi karena kesederhanaannya serta kemampuannya dalam menangani data dalam skala menengah hingga besar. Dalam konteks penelitian ini, algoritma *Apriori* diterapkan untuk mengidentifikasi kombinasi menu yang sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan Angkringan "Stay-Up". Hasil dari analisis ini kemudian dimanfaatkan sebagai dasar untuk menyusun paket menu atau *bundling* produk yang strategis.

Secara mendasar, algoritma ini bekerja dengan mencari aturan asosiasi yang memenuhi ambang batas (*threshold*) tertentu, yaitu nilai *support* dan *confidence* yang telah ditentukan sebelumnya. Han, Kamber, dan Pei (2022) menjelaskan bahwa algoritma *Apriori* menggunakan pendekatan iteratif di mana *k-itemset* (himpunan item berjumlah k) digunakan untuk mencari $(k+1)$ -itemset pada tahap berikutnya. Pada setiap iterasi, dilakukan perhitungan terhadap semua kumpulan data yang mengandung elemen tertentu yang sering muncul. Secara umum, setiap iterasi terdiri dari dua langkah utama, yaitu *candidate generation* (pembentukan kandidat) dan *candidate counting and selection* (perhitungan dan pemilihan kandidat).

Terdapat dua parameter penting yang menjadi dasar dalam pembentukan aturan asosiasi pada algoritma ini, yaitu:

1. *Support*

Support adalah persentase jumlah transaksi yang mengandung kombinasi item tertentu dibandingkan dengan total seluruh transaksi. Dengan kata lain, *support* mengukur seberapa sering suatu kombinasi item muncul dalam kumpulan data. Sebagai contoh, untuk kombinasi item A dan B, nilai *support* dari {A,B} menunjukkan peluang sebuah transaksi mengandung kedua item tersebut secara bersamaan. Nilai *support* yang tinggi mengindikasikan bahwa kombinasi item tersebut cukup populer di kalangan pelanggan.

2. *Confidence*

Confidence merupakan ukuran akurasi atau tingkat kepastian dari suatu aturan asosiasi. Nilai ini menunjukkan seberapa kuat hubungan antar item dalam aturan tersebut. Sebagai contoh, pada aturan asosiasi $A \Rightarrow B$, *confidence* menggambarkan seberapa sering item B dibeli oleh konsumen yang telah membeli item A. Dengan demikian, *confidence* memberikan gambaran tentang keandalan suatu aturan dalam memprediksi pembelian item lain. Semakin tinggi nilai *confidence*, semakin kuat keyakinan bahwa aturan tersebut berlaku secara konsisten dalam data transaksi.

Secara operasional, algoritma *Apriori* bekerja dengan mengembangkan *frequent itemset* secara bertahap. Proses dimulai dari item tunggal, kemudian secara berulang dikembangkan menjadi dua item, tiga item, dan seterusnya hingga tidak ada lagi *itemset* yang dapat dikembangkan karena tidak memenuhi ambang batas

minimum *support*. Adapun langkah-langkah kerja algoritma *Apriori* adalah sebagai berikut:

1. Menentukan nilai minimum *support* sebagai ambang batas awal.
2. Iterasi 1: Melakukan pemindaian (*scan*) terhadap *database* transaksi untuk menghitung *support* dari setiap item tunggal (*1-itemset*). Item-item yang memiliki nilai *support* di atas minimum *support* yang telah ditetapkan akan dipilih sebagai pola frekuensi tinggi (*frequent itemset*) pada tahap ini.
3. Iterasi 2: Melakukan penggabungan (*kombinasi*) dari *itemset* yang telah lolos pada iterasi sebelumnya untuk membentuk kandidat *2-itemset*. Kemudian, dilakukan pemindaian ulang terhadap *database* untuk menghitung nilai *support* dari setiap kandidat. *Itemset* yang memenuhi nilai minimum *support* akan dipilih sebagai bagian dari pola frekuensi tinggi untuk *2-itemset*.
4. Menetapkan nilai *k-itemset* berdasarkan *support* yang telah memenuhi ambang batas minimum untuk ukuran *itemset* tersebut.
5. Proses iterasi dilanjutkan untuk ukuran *itemset* berikutnya ($k+1$) hingga tidak ada lagi kandidat *itemset* yang dapat memenuhi nilai minimum *support* yang telah ditentukan.

2.2 Teori Data Mining

Untuk memahami secara mendalam proses analisis yang dilakukan dalam penelitian ini, diperlukan pemahaman yang baik mengenai konsep dasar *data mining* sebagai fondasi utama. *Data mining* merupakan pendekatan yang sangat relevan untuk menggali pola-pola tersembunyi dari data transaksi yang berukuran besar. Pada subbab ini akan dibahas secara bertahap mulai dari pengertian *data*

mining secara umum, hingga fungsi-fungsi utamanya yang mendukung pelaksanaan penelitian.

2.2.1 Pengertian *Data Mining*

Data mining merupakan proses menemukan pola, hubungan, atau informasi yang bernilai dari sekumpulan data berukuran besar menggunakan teknik statistik, kecerdasan buatan, dan pembelajaran mesin. *Data mining* menjadi salah satu tahapan penting dalam proses *Knowledge Discovery in Database* (KDD) yang bertujuan mengubah data menjadi informasi yang dapat mendukung dalam proses pengambilan keputusan.

Menurut Han, Kamber, dan Pei (2022), *data mining* adalah proses ekstraksi pola atau pengetahuan yang menarik dari sejumlah besar data. Sementara itu, penelitian yang dilakukan oleh Alqhatani et al. (2022) menunjukkan bahwa *data mining* dapat diintegrasikan dengan pendekatan *business intelligence* untuk menghasilkan analisis yang komprehensif bagi pengambilan keputusan bisnis.

Dalam bidang bisnis, *data mining* banyak dimanfaatkan untuk menganalisis perilaku konsumen, segmentasi pelanggan, prediksi penjualan, deteksi kecurangan, hingga analisis keranjang belanja (*market basket analysis*). Pada penelitian ini, *data mining* digunakan untuk menganalisis data transaksi penjualan pada Angkringan "Stay-Up" di Medan sehingga dapat ditemukan hubungan antar menu yang sering dibeli secara bersamaan.

2.2.2 Fungsi *Data Mining*

Secara lebih spesifik, *data mining* memiliki sejumlah fungsi utama yang dapat disesuaikan dengan tujuan analisis yang ingin dicapai. Pemahaman terhadap fungsi-fungsi ini penting untuk menentukan pendekatan yang tepat dalam mengolah data. Beberapa fungsi utama *data mining* meliputi:

1. Deskripsi (*Description*): memberikan gambaran umum atau ringkasan dari karakteristik data yang dianalisis.
2. Klasifikasi (*Classification*): mengelompokkan data ke dalam kategori atau kelas berdasarkan atribut-atribut tertentu.
3. Prediksi (*Prediction*): memperkirakan nilai atau kelas di masa depan berdasarkan pola yang ditemukan dari data historis.
4. Klasterisasi (*Clustering*): mengelompokkan data secara alami berdasarkan kemiripan karakteristik-karakteristik tanpa adanya label dari kelas-kelas sebelumnya.
5. Asosiasi (*Association*): menemukan hubungan atau keterkaitan antar item dalam suatu kumpulan data transaksi.

Penelitian ini menggunakan fungsi asosiasi (*association*) karena bertujuan menemukan hubungan antar item menu berdasarkan data transaksi penjualan. Fungsi ini sangat sesuai untuk menjawab permasalahan utama dalam penelitian, yaitu mengidentifikasi pola pembelian pelanggan dan menghasilkan rekomendasi-rekomendasi *bundling* produk yang efektif bagi Angkringan "Stay-Up".

2.3 Analisis Pola Pembelian (*Market Basket Analysis*)

Dalam dunia bisnis ritel dan kuliner, pemahaman terhadap perilaku belanja pelanggan merupakan salah satu kunci utama untuk merancang strategi pemasaran yang efektif. Salah satu pendekatan analitik yang paling banyak digunakan untuk menggali pola perilaku tersebut adalah *Market Basket Analysis* (MBA). Teknik ini memungkinkan pelaku usaha untuk mengidentifikasi hubungan antar produk yang tidak terlihat secara kasat mata, namun memiliki potensi besar dalam meningkatkan nilai penjualan.

Market Basket Analysis adalah teknik analisis data yang digunakan untuk mengetahui hubungan atau keterkaitan antar produk berdasarkan pola transaksi pelanggan. Menelitian Alfiqua dan Khasanah (2020), *Market Basket Analysis* merupakan penerapan dari *association rule* untuk menganalisis pola pembelian pelanggan yang hasilnya dapat digunakan untuk menyusun strategi pemasaran seperti *bundling* produk dan penataan rak. Ünvan (2020) juga menegaskan bahwa *Market Basket Analysis* dengan *association rules* mampu mengungkap pola pembelian yang tidak terlihat secara kasat mata dari data transaksi penjualan.

Melalui penerapan *Market Basket Analysis*, pelaku usaha dapat memperoleh berbagai manfaat strategis yang langsung berdampak pada peningkatan pendapatan dan kepuasan pelanggan. Beberapa strategi utama yang dapat disusun berdasarkan hasil analisis ini antara lain:

1. *Bundling* Produk – Menggabungkan beberapa produk yang sering dibeli bersama menjadi satu paket penjualan dengan harga yang lebih menarik. Strategi ini tidak hanya meningkatkan nilai transaksi rata-rata, tetapi juga mendorong pelanggan untuk mencoba produk yang mungkin belum pernah mereka beli sebelumnya.
2. *Cross Selling* – Mendorong pelanggan untuk membeli produk tambahan yang berkaitan erat dengan produk yang sedang mereka pilih. Misalnya, jika pelanggan membeli minuman kopi, mereka dapat ditawarkan kudapan atau camilan yang sering dibeli bersamaan dengan kopi tersebut.
3. Penempatan Produk – Mengatur tata letak produk di area penjualan berdasarkan pola pembelian pelanggan. Produk-produk yang memiliki

hubungan asosiatif yang kuat dapat ditempatkan berdekatan untuk memudahkan pelanggan menemukan dan membelinya secara bersamaan, sehingga meningkatkan pembelian impulsif (*impulsive buying*).

4. Promosi dan Diskon – Merancang program promosi yang lebih terarah, seperti diskon untuk kombinasi produk tertentu, atau penawaran khusus pada waktu-waktu tertentu berdasarkan pola pembelian yang telah teridentifikasi.

Dalam penelitian ini, *Market Basket Analysis* dilakukan dengan menerapkan algoritma *Apriori* untuk menganalisis data transaksi penjualan pada Angkringan "Stay-Up" di Medan. Pemilihan algoritma *Apriori* didasarkan pada kemampuannya yang terbukti efektif dalam menemukan aturan asosiasi (*association rules*) dari data transaksi dalam skala menengah hingga besar. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat ditemukan kombinasi menu yang paling sering muncul bersama, sehingga hasil analisis dapat dijadikan dasar yang kuat bagi pihak Angkringan "Stay-Up" dalam merancang paket menu (*bundling*), mengatur strategi promosi, serta mengoptimalkan tata letak menu guna meningkatkan kenyamanan belanja pelanggan dan pada akhirnya mendorong pertumbuhan penjualan secara berkelanjutan.

2.4 *Bundling* Produk

Strategi *bundling* produk merupakan salah satu pendekatan pemasaran yang telah lama digunakan dalam berbagai sektor bisnis, mulai dari ritel, teknologi, hingga industri kuliner. Konsep ini menjadi semakin relevan ketika dikombinasikan dengan pendekatan berbasis data, seperti hasil analisis pola pembelian pelanggan. Pada subbab ini akan dibahas secara komprehensif mengenai pengertian *bundling* produk, tujuan penerapannya, manfaat yang diperoleh, serta

keterkaitan erat antara strategi *bundling* dengan algoritma *Apriori* yang menjadi inti dari penelitian ini.

2.4.1 Pengertian *Bundling* Produk

Bundling produk merupakan salah satu strategi pemasaran yang dilakukan dengan menggabungkan dua atau lebih produk menjadi satu paket penjualan yang ditawarkan kepada konsumen dengan harga tertentu atau nilai tambah dibandingkan jika produk tersebut dibeli secara terpisah. Strategi ini bertujuan untuk meningkatkan daya tarik pembelian, mendorong peningkatan nilai transaksi, serta memberikan kemudahan bagi konsumen dalam memperoleh beberapa produk sekaligus.

Lin et al. (2020) dalam penelitiannya tentang strategi *bundling* pada platform *e-commerce* menemukan bahwa strategi *bundling* dapat digunakan sebagai alat kompetitif yang efektif untuk merebut pangsa pasar dan meningkatkan nilai bagi kedua belah pihak. Liu, Wang, dan Ren (2020) juga menambahkan bahwa strategi *bundling* sangat efektif untuk produk-produk yang bersifat komplementer atau saling melengkapi, karena dapat meningkatkan nilai yang dirasakan oleh konsumen.

Dalam industri kuliner, *bundling* produk banyak diterapkan dengan menawarkan paket makanan dan minuman yang saling melengkapi sesuai dengan preferensi konsumen. Paket tersebut tidak hanya memberikan keuntungan dari sisi harga, tetapi juga meningkatkan pengalaman pelanggan dalam memilih menu. Pelanggan merasa dimudahkan karena tidak perlu lagi memikirkan kombinasi yang cocok, sementara dari sisi penjual, paket yang terstruktur dapat mempercepat proses pengambilan keputusan pembelian.

Pada penelitian ini, *bundling* produk disusun berdasarkan hasil analisis pola pembelian konsumen menggunakan algoritma *Apriori*. Dengan demikian, paket produk yang direkomendasikan tidak ditentukan secara subjektif atau berdasarkan intuisi semata, melainkan berdasarkan hubungan asosiasi antar menu yang diperoleh dari data transaksi penjualan secara aktual. Pendekatan ini menjadikan rekomendasi *bundling* lebih objektif, terukur, dan memiliki dasar ilmiah yang kuat.

2.4.2 Tujuan *Bundling* Produk

Penerapan strategi *bundling* produk tidak dilakukan secara sembarangan, melainkan memiliki sejumlah tujuan strategis yang ingin dicapai oleh pelaku usaha. Tujuan-tujuan ini menjadi panduan dalam merancang paket produk yang tidak hanya menarik bagi pelanggan, tetapi juga memberikan dampak positif terhadap kinerja bisnis secara keseluruhan. Adapun tujuan utama dari penerapan *bundling* produk adalah sebagai berikut:

1. Meningkatkan nilai rata-rata transaksi (*average transaction value*) melalui penjualan beberapa produk dalam satu paket, sehingga setiap kali pelanggan bertransaksi, nilai yang diperoleh usaha lebih besar dibandingkan jika pelanggan hanya membeli satu item.
2. Meningkatkan volume penjualan dengan mendorong konsumen membeli lebih dari satu jenis produk dalam satu transaksi, yang pada akhirnya berkontribusi terhadap peningkatan omset secara keseluruhan.
3. Mengoptimalkan penjualan menu yang memiliki tingkat permintaan rendah dengan mengombinasikannya bersama menu yang lebih diminati, sehingga produk-produk yang kurang populer tetap dapat bergerak dan tidak menjadi *dead stock*. Hal ini sejalan dengan penelitian Riyadi et al. (2022)

yang menunjukkan bahwa penerapan *association rule* dapat membantu perusahaan mengidentifikasi kebiasaan pembelian pelanggan dan menyusun strategi penjualan yang lebih efektif .

4. Meningkatkan efektivitas strategi promosi melalui penyajian paket menu yang sesuai dengan pola pembelian konsumen, sehingga setiap promosi yang dijalankan memiliki peluang keberhasilan yang lebih tinggi karena berbasis pada kebiasaan belanja pelanggan.
5. Memberikan kemudahan kepada pelanggan dalam memilih kombinasi menu yang sesuai dengan kebutuhannya, sehingga pengalaman berbelanja menjadi lebih praktis, cepat, dan menyenangkan.

2.4.3 Manfaat *Bundling* Produk

Penerapan *bundling* produk memberikan berbagai manfaat yang bersifat timbal balik, baik bagi pelaku usaha maupun bagi konsumen itu sendiri. Manfaat-manfaat ini menjadi alasan mengapa strategi *bundling* terus berkembang dan banyak diadopsi oleh berbagai jenis usaha, termasuk di sektor kuliner.

Bagi pelaku usaha, strategi ini dapat meningkatkan pendapatan secara signifikan karena setiap transaksi membawa nilai yang lebih besar. Selain itu, *bundling* juga mempercepat perputaran produk (*inventory turnover*), terutama untuk produk-produk yang cenderung lambat bergerak. Strategi ini juga membantu pelaku usaha dalam menyusun strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran karena didasarkan pada pemahaman yang lebih baik mengenai kebiasaan pelanggan.

Sementara itu, bagi konsumen, *bundling* produk memberikan kemudahan dalam memilih menu karena mereka tidak perlu lagi memikirkan kombinasi yang cocok. Selain itu, paket *bundling* umumnya menawarkan nilai ekonomis yang lebih

baik dibandingkan membeli setiap produk secara terpisah, sehingga pelanggan merasa mendapatkan keuntungan lebih. Hal ini pada akhirnya meningkatkan kepuasan dalam proses pembelian dan mendorong terjadinya pembelian berulang (*repeat purchase*).

Dalam konteks penelitian ini, manfaat *bundling* produk diperoleh melalui pemanfaatan hasil analisis algoritma *Apriori* sehingga rekomendasi paket menu didasarkan pada pola pembelian nyata pelanggan. Pendekatan tersebut diharapkan mampu menghasilkan strategi *bundling* yang lebih efektif dibandingkan dengan penyusunan paket berdasarkan intuisi atau pengalaman semata, karena setiap rekomendasi memiliki dasar data yang kuat dan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah.

2.4.4 Hubungan *Bundling* Produk dengan Algoritma *Apriori*

Untuk menghasilkan strategi *bundling* yang benar-benar efektif, diperlukan metode analisis yang mampu mengungkap pola pembelian pelanggan secara akurat. Dalam penelitian ini, hubungan antara strategi *bundling* produk dan algoritma *Apriori* menjadi fondasi utama dalam merancang rekomendasi paket menu yang optimal.

Algoritma *Apriori* merupakan salah satu metode *association rule mining* yang digunakan untuk menemukan hubungan antar item dalam data transaksi. Hubungan tersebut dinyatakan dalam bentuk aturan asosiasi (*association rules*) yang menunjukkan kecenderungan suatu produk dibeli bersamaan dengan produk lainnya. Dengan demikian, algoritma ini mampu mengidentifikasi kombinasi menu yang memiliki keterkaitan kuat berdasarkan data historis transaksi penjualan.

Hasil analisis algoritma *Apriori* berupa nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* menjadi dasar dalam menentukan rekomendasi *bundling* produk. Nilai *support* menunjukkan tingkat kemunculan suatu kombinasi menu dalam seluruh transaksi, sehingga menggambarkan seberapa populer kombinasi tersebut di kalangan pelanggan. Nilai *confidence* menunjukkan tingkat keyakinan bahwa pembelian suatu menu diikuti oleh menu lainnya, sehingga memberikan indikasi tentang kekuatan prediksi aturan tersebut.

Sementara itu, nilai *lift ratio* digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan antar menu secara lebih komprehensif, karena nilai ini membandingkan peluang munculnya kombinasi secara bersama-sama dengan peluang jika keduanya muncul secara independen. Penelitian Abidin et al. (2021) menunjukkan bahwa kombinasi nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* efektif digunakan untuk memverifikasi dan mengidentifikasi pola-pola yang memiliki hubungan yang paling kuat dalam suatu kumpulan data.

Sebagai contoh, apabila hasil analisis menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli Nasi Goreng juga cenderung membeli Es Teh Manis dengan nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* yang memenuhi ambang batas yang telah ditentukan, maka kedua menu tersebut dapat direkomendasikan sebagai satu paket *bundling*. Dengan demikian, rekomendasi *bundling* yang dihasilkan bersifat *data-driven*, yaitu berdasarkan pola pembelian aktual pelanggan, bukan sekadar perkiraan atau dugaan. Pendekatan ini berpotensi meningkatkan efektivitas strategi pemasaran dan penjualan secara signifikan pada Angkringan "Stay-Up" di Medan, karena setiap keputusan bisnis yang diambil didukung oleh bukti empiris yang kuat dan terukur.

2.5 Penjualan

Penjualan merupakan denyut nadi dari setiap kegiatan bisnis, karena melalui penjualanlah suatu usaha dapat memperoleh pendapatan yang menjadi sumber utama keberlangsungan operasionalnya. Dalam konteks usaha kuliner seperti Angkringan "Stay-Up", pemahaman yang mendalam mengenai aktivitas penjualan tidak hanya terbatas pada pencatatan transaksi, tetapi juga mencakup upaya menggali makna di balik setiap data yang dihasilkan. Subbab ini akan membahas secara komprehensif mengenai pengertian penjualan, tujuan, faktor-faktor yang memengaruhinya, serta keterkaitan erat antara data penjualan dengan algoritma *Apriori* yang menjadi inti analisis dalam penelitian ini.

2.5.1 Pengertian Penjualan

Penjualan merupakan salah satu aktivitas utama dalam kegiatan bisnis yang berperan dalam menghasilkan pendapatan melalui proses pertukaran barang atau jasa kepada konsumen. Kegiatan penjualan tidak hanya berorientasi pada transaksi jual beli semata, tetapi juga mencakup upaya perusahaan dalam memenuhi kebutuhan dan keinginan pelanggan melalui penyediaan produk yang memiliki nilai guna. Dengan demikian, penjualan menjadi indikator penting dalam mengukur keberhasilan suatu usaha dalam mencapai tujuan bisnis, yaitu memperoleh keuntungan dan mempertahankan keberlangsungan operasional perusahaan.

Menurut Kotler dan Keller (2022), penjualan merupakan proses yang dilakukan oleh perusahaan untuk menciptakan, mengomunikasikan, dan menyerahkan nilai kepada pelanggan sehingga terjadi pertukaran yang memberikan manfaat bagi kedua belah pihak. Sementara itu, Tjiptono (2019) menyatakan bahwa penjualan merupakan serangkaian aktivitas yang dilakukan untuk memengaruhi

konsumen agar bersedia membeli produk atau jasa yang ditawarkan melalui berbagai strategi pemasaran dan pelayanan.

Dalam konteks usaha kuliner, penjualan merupakan aktivitas yang berkaitan dengan penyajian makanan dan minuman kepada pelanggan berdasarkan permintaan yang tercatat dalam transaksi. Setiap transaksi penjualan menghasilkan data yang memuat informasi mengenai jenis menu yang dibeli, jumlah pembelian, waktu transaksi, dan nilai transaksi. Data tersebut memiliki nilai strategis yang sangat besar karena dapat diolah menjadi informasi yang mendukung pengambilan keputusan bisnis, mulai dari pengelolaan stok bahan baku, penentuan jam operasional yang optimal, hingga perancangan strategi pemasaran yang lebih efektif.

2.5.2 Tujuan Penjualan

Tujuan utama kegiatan penjualan adalah memperoleh keuntungan melalui peningkatan jumlah transaksi dan kepuasan pelanggan. Namun, dalam praktiknya, tujuan penjualan tidak berhenti pada aspek finansial semata, melainkan juga mencakup berbagai dimensi strategis lainnya yang berkontribusi terhadap pertumbuhan dan keberlanjutan usaha. Selain itu, penjualan juga bertujuan untuk memperluas pangsa pasar, mempertahankan loyalitas pelanggan, serta meningkatkan daya saing usaha di tengah persaingan bisnis yang semakin kompetitif.

Menurut Swastha (2018), tujuan kegiatan penjualan meliputi beberapa aspek penting, yaitu:

1. Meningkatkan volume penjualan produk atau jasa, yang menjadi indikator utama pertumbuhan bisnis.

2. Memperoleh laba sesuai dengan target perusahaan, sehingga operasional usaha dapat berjalan secara berkelanjutan.
3. Memperluas jangkauan pasar dan jumlah pelanggan, guna mengurangi ketergantungan pada segmen pasar tertentu.
4. Membangun serta mempertahankan hubungan jangka panjang dengan pelanggan, karena pelanggan yang loyal cenderung memberikan kontribusi pendapatan yang lebih stabil.
5. Meningkatkan citra dan daya saing perusahaan di mata publik dan pesaing.

Bagi usaha kuliner seperti Angkringan "Stay-Up", peningkatan penjualan tidak hanya bergantung pada kualitas produk yang ditawarkan, tetapi juga pada kemampuan pelaku usaha dalam memahami perilaku pembelian pelanggan. Oleh karena itu, analisis terhadap data transaksi penjualan menjadi langkah penting dalam menyusun strategi pemasaran yang lebih efektif dan berbasis bukti, bukan sekadar mengandalkan intuisi atau pengalaman semata.

2.5.3 Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Penjualan

Keberhasilan penjualan dipengaruhi oleh berbagai faktor, baik yang berasal dari dalam perusahaan (*internal*) maupun dari luar perusahaan (*eksternal*). Pemahaman terhadap faktor-faktor ini penting agar pelaku usaha dapat mengidentifikasi area mana yang perlu ditingkatkan untuk mendorong pertumbuhan penjualan. Faktor-faktor tersebut antara lain:

1. Kualitas Produk, yaitu kemampuan produk dalam memenuhi kebutuhan dan harapan pelanggan. Produk yang berkualitas baik akan mendorong pembelian berulang dan rekomendasi-rekomendasi yang datang dari mulut ke mulut (*word of mouth*).

2. Harga, yaitu kesesuaian harga dengan kualitas produk serta daya beli konsumen. Harga yang terlalu tinggi dapat menghambat pembelian, sedangkan harga yang terlalu rendah dapat merusak persepsi nilai.
3. Promosi, yaitu aktivitas komunikasi pemasaran yang bertujuan memperkenalkan produk dan menarik minat konsumen, baik melalui media sosial, *banner*, maupun penawaran khusus.
4. Pelayanan, yaitu kualitas pelayanan yang diberikan kepada pelanggan selama proses pembelian, termasuk keramahan staf, kecepatan penyajian, dan ketanggapan terhadap keluhan.
5. Lokasi Usaha, yaitu kemudahan akses dan kenyamanan tempat usaha bagi konsumen, yang sangat memengaruhi keputusan pelanggan untuk datang dan membeli.
6. Perilaku Konsumen, yaitu preferensi dan kebiasaan pelanggan dalam melakukan pembelian, yang dapat berubah seiring waktu dan dipengaruhi oleh berbagai faktor eksternal seperti tren dan gaya hidup.

Dalam penelitian ini, faktor yang menjadi fokus utama bukanlah seluruh aspek yang memengaruhi penjualan secara umum, melainkan secara spesifik pada pola pembelian konsumen yang tercermin dari data transaksi penjualan. Data transaksi tersebut dianalisis menggunakan algoritma *Apriori* untuk menemukan hubungan antar menu yang sering dibeli secara bersamaan.

2.5.4 Unified Modeling Language (UML)

Dalam pengembangan sistem yang mendukung analisis data dan rekomendasi bisnis, diperlukan alat bantu pemodelan yang dapat menggambarkan arsitektur sistem secara jelas dan terstruktur. *Unified Modeling Language* (UML) merupakan

bahasa pemodelan standar yang digunakan untuk menggambarkan, memvisualisasikan, merancang, dan mendokumentasikan suatu sistem perangkat lunak. UML menyediakan berbagai jenis diagram yang digunakan untuk merepresentasikan sistem dari sudut pandang yang berbeda, sehingga proses analisis dan perancangan sistem dapat dilakukan secara lebih terstruktur dan mudah dipahami oleh berbagai pemangku kepentingan (*stakeholder*).

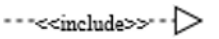
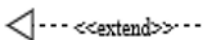
Dalam penelitian "Penerapan Algoritma *Apriori* untuk Analisis Penjualan Menu dan Rekomendasi *Bundling* Produk pada Angkringan 'Stay-Up' di Medan", UML digunakan sebagai alat bantu dalam menggambarkan rancangan sistem yang akan dikembangkan. Pemodelan UML membantu menjelaskan hubungan antara pengguna dengan sistem, alur aktivitas yang terjadi di dalam sistem, serta struktur kelas dan komponen yang terdapat dalam sistem.

Dengan pendekatan ini, pengembangan sistem menjadi lebih terarah, dan setiap fungsi yang dirancang dapat dipetakan secara jelas sesuai dengan kebutuhan pengguna. Berikut ini pemaparan diagram dari UML:

1. Use Case Diagram

Use Case Diagram merupakan salah satu diagram dalam UML yang digunakan untuk menggambarkan hubungan antara pengguna (aktor) dengan sistem. *Use Case Diagram* biasanya terdiri dari beberapa komponen utama, yaitu aktor, *use case*, dan hubungan antar elemen. Aktor merupakan pihak yang berinteraksi dengan sistem, sedangkan *use case* menggambarkan aktivitas atau proses yang dapat dilakukan di dalam sistem. Adapun simbol-simbol yang standar digunakan pada konteks *use case diagram* adalah sebagai berikut:

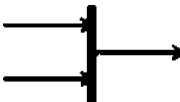
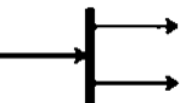
Tabel 2. 1 Simbol-simbol Use Case Diagram

No.	Simbol	Nama Simbol	Keterangan
1.		Aktor	Mewakili peran orang, sistem yang lain, atau alat ketika berkomunikasi dengan use case.
2.		<i>Use Case</i>	Abstraksi dan interaksi antara sistem dan aktor.
3.		<i>Directed Association Relationship</i>	Hubungan asosiasi yang diarahkan hanya kepada satu arah.
4.		Generalisasi	Menunjukkan spesialisasi aktor untuk dapat berpartisipasi dengan use case.
5.		<i>Include</i>	Menunjukkan bahwa suatu use case seluruhnya merupakan fungsionalitas dari use case lainnya.
6.		<i>Extend</i>	Menunjukkan suatu use case merupakan tambahan fungsionalitas dari use case lainnya jika suatu kondisi terpenuhi.

2. Activity Diagram

Activity Diagram merupakan diagram yang menggambarkan aliran kerja (*workflow*) atau aktivitas dari suatu proses bisnis maupun proses dalam sistem, mulai dari titik awal hingga titik akhir, termasuk kemungkinan keputusan yang dapat terjadi di dalamnya. Simbol-simbol yang digunakan pada activity diagram meliputi *start point*, *activity*, *decision*, *fork/join*, dan *end point*.

Tabel 2. 2 Simbol-simbol *Activity Diagram*

No	Simbol	Nama Simbol	Keterangan
1.		<i>Activity</i>	Menyatakan bagaimana masing-masing kelas antar muka saling berinteraksi satu sama lain.
2.		<i>Control Flow</i>	Menunjukkan urutan eksekusi.
3.		<i>Object Flow</i>	Menunjukkan aliran objek dari sebuah <i>action</i> atau <i>activity</i> ke <i>action</i> .
4.		<i>Start Point</i>	Menyatakan bahwa sebuah objek dibentuk atau diawali.
5.		<i>End Point</i>	Menyatakan bahwa sebuah objek
6.		<i>Join</i>	Menyataka untuk menggabungkan kembali <i>activity</i> atau <i>action</i> yang <i>parallel</i> .
7.		<i>Fork</i>	Menyatakan untuk memecah behavior menjadi <i>activity</i> atau <i>action</i> yang <i>parallel</i> .
8.		<i>Decision</i>	Menunjukkan penggambaran suatu keputusan/tindakan yang harus diambil pada kondisi tertentu.

3. Class Diagram

Class Diagram merupakan salah satu diagram UML yang digunakan untuk menggambarkan struktur kelas dalam suatu sistem beserta hubungan antar kelas tersebut.

Tabel 2. 3 Simbol-simbol *Class Diagram*

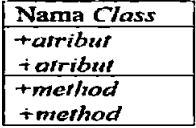
No	Nama simbol	Simbol	Deskripsi
1	Kelas		Kelas pada struktur sistem yang berisi atribut dan method.
2	Antarmuka / <i>Interface</i>		Sama dengan konsep <i>interface</i> dalam pemrograman berorientasi objek.
3	Asosiasi / <i>Association</i>		Relasi antarkelas yang menunjukkan hubungan penggunaan antar kelas.
4	Generalisasi		Relasi umum-khusus (<i>inheritance</i>) antar kelas.
5	Ketergantungan / <i>Dependency</i>		Relasi ketergantungan antar kelas.

Diagram ini menunjukkan atribut, metode, serta relasi yang terdapat pada setiap kelas sehingga dapat memberikan gambaran mengenai rancangan sistem berorientasi objek. Selain itu, diagram ini juga digunakan sebagai acuan dalam proses pembuatan *database* maupun *coding* program. Notasi yang digunakan meliputi kelas, antarmuka/interface, asosiasi, generalisasi, dan ketergantungan/*dependency*.

2.5.5 Data Penjualan sebagai Sumber Informasi

Perkembangan teknologi informasi yang pesat telah membawa perubahan signifikan dalam cara pelaku usaha mengelola dan memanfaatkan data. Saat ini, data transaksi penjualan tidak lagi sekadar catatan administrasi, melainkan telah bertransformasi menjadi sumber informasi strategis yang sangat berharga dalam

pengambilan keputusan bisnis. Alqhatani et al. (2022) menegaskan bahwa analisis data penjualan yang efektif dapat memberikan wawasan tentang kinerja masa lalu, saat ini, dan masa depan dengan interpretasi grafis yang dapat dijelaskan dengan sendirinya. Setiap transaksi yang tersimpan dalam sistem penjualan mengandung informasi mengenai perilaku pembelian pelanggan yang dapat dianalisis menggunakan teknik *data mining* untuk menghasilkan wawasan yang mendalam.

Analisis terhadap data penjualan bertujuan untuk mengidentifikasi pola pembelian, kecenderungan konsumsi pelanggan, serta hubungan antar produk yang sering muncul dalam satu transaksi. Informasi tersebut dapat dimanfaatkan secara luas, mulai dari menyusun strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran, menentukan tata letak produk di area penjualan, merancang program promosi yang menarik, hingga menyusun *bundling* produk yang sesuai dengan kebiasaan pelanggan.

Dalam penelitian ini, data transaksi penjualan pada Angkringan "Stay-Up" di Medan menjadi sumber data utama yang dianalisis menggunakan algoritma *Apriori*. Hasil analisis berupa aturan asosiasi (*association rules*) diharapkan mampu memberikan rekomendasi *bundling* produk yang sesuai dengan pola pembelian aktual pelanggan, sehingga dapat mendukung peningkatan efektivitas penjualan secara berkelanjutan.

2.5.6 Hubungan Penjualan dengan Algoritma *Apriori*

Data penjualan yang tersimpan dalam bentuk transaksi memiliki potensi yang sangat besar untuk menghasilkan informasi yang bernilai apabila dianalisis menggunakan metode yang tepat. Salah satu metode yang banyak digunakan dan terbukti efektif adalah algoritma *Apriori*, yang mampu mengidentifikasi keterkaitan antar produk berdasarkan frekuensi kemunculan dalam transaksi pelanggan.

Melalui perhitungan nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio*, algoritma *Apriori* dapat menghasilkan aturan asosiasi yang menggambarkan kecenderungan pelanggan membeli beberapa menu secara bersamaan. Informasi ini menjadi dasar yang kuat dalam penyusunan rekomendasi *bundling* produk yang sesuai dengan pola pembelian aktual pelanggan.

Dengan demikian, penerapan algoritma *Apriori* tidak hanya membantu pelaku usaha dalam memahami perilaku konsumen secara lebih mendalam, tetapi juga mendukung penyusunan strategi penjualan yang lebih efektif, efisien, dan berbasis data (*data-driven decision making*). Pendekatan ini memastikan bahwa setiap keputusan bisnis yang diambil tidak didasarkan pada perkiraan semata, melainkan pada bukti empiris yang berasal dari data transaksi itu sendiri, sehingga risiko kesalahan strategi dapat diminimalkan dan peluang keberhasilan dapat dimaksimalkan.

2.6 Penelitian Terdahulu

Penelitian-penelitian terdahulu menjadi acuan untuk menunjukkan posisi dan kebaruan penelitian yang sedang dilakukan, serta untuk memperkuat landasan teoritis yang telah dibangun.

Tabel 2. 4 Penelitian Terdahulu

No	Penulis	Judul	Metode	Hasil Penelitian
1	F. Rahman dan D. Riana (2025)	Analisis Pola Pembelian Menggunakan Algoritma <i>Apriori</i>	<i>Apriori</i>	Menghasilkan aturan asosiasi untuk strategi promosi
2	Aditya (2018)	Penerapan <i>Apriori</i> pada Data Penjualan Minimarket	<i>Apriori</i>	Menentukan paket produk berdasarkan nilai <i>support</i> dan <i>confidence</i>

No	Penulis	Judul	Metode	Hasil Penelitian
3	Rahmad Junianto dan Hendri Mahmud Nawawi (2025)	Penerapan Algoritma <i>Apriori</i> untuk Analisis Pola Pembelian pada Data Transaksi Minimarket	Algoritma <i>Apriori</i>	Penelitian berhasil menemukan aturan asosiasi berdasarkan nilai <i>support</i> dan <i>confidence</i> yang dimanfaatkan sebagai dasar penyusunan strategi promosi dan penataan produk.
4	Umar, E., Manongga, D., & Iriani, A. (2022)	Analisis <i>Market Basket Analysis</i> Menggunakan Algoritma <i>Apriori</i> pada Data Penjualan Restoran	<i>Market Basket Analysis</i> , Algoritma <i>Apriori</i>	Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma <i>Apriori</i> mampu mengidentifikasi kombinasi menu yang sering dibeli secara bersamaan sehingga dapat digunakan sebagai dasar penyusunan paket menu dan strategi pemasaran restoran.
5	Dewi, Handayani, Indra (2022)	Implementasi Algoritma <i>Apriori</i> dalam Menentukan Rekomendasi <i>Bundling</i> Produk Berdasarkan Data Transaksi Penjualan	Algoritma <i>Apriori</i> (<i>Association Rule Mining</i>)	Penelitian menghasilkan rekomendasi <i>bundling</i> produk berdasarkan aturan asosiasi dengan nilai <i>support</i> , <i>confidence</i> , dan <i>lift ratio</i> yang memenuhi ambang batas sehingga mampu meningkatkan efektivitas strategi penjualan.

Berdasarkan tabel penelitian terdahulu di atas, dapat diketahui bahwa penerapan algoritma *Apriori* untuk analisis pola pembelian dan rekomendasi *bundling* produk telah banyak dilakukan pada berbagai jenis usaha, seperti minimarket dan restoran. Namun, penelitian yang secara spesifik diterapkan pada usaha angkringan dengan objek Angkringan "Stay-Up" di Medan masih terbatas.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Jenis dan Pendekatan Penelitian

Metodologi penelitian merupakan fondasi utama yang menentukan arah, validitas, dan kredibilitas suatu penelitian. Pemilihan jenis dan pendekatan penelitian yang tepat akan memastikan bahwa setiap tahapan proses penelitian dilakukan secara sistematis, terukur, dan menghasilkan kesimpulan yang dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah. Pada bab ini akan diuraikan secara komprehensif mengenai jenis penelitian, pendekatan yang digunakan, lokasi dan waktu penelitian, teknik pengumpulan data, metode analisis, serta perancangan sistem yang dikembangkan untuk mendukung implementasi algoritma *Apriori* dalam menganalisis data transaksi penjualan pada Angkringan "Stay-Up" di Medan.

Penelitian ini menggunakan metode penelitian kuantitatif dengan pendekatan deskriptif. Pendekatan kuantitatif dipilih karena penelitian ini memanfaatkan data transaksi penjualan yang berbentuk data numerik dan diolah secara sistematis menggunakan algoritma *Apriori* untuk menemukan pola hubungan antar menu berdasarkan nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio*. Sebagaimana dijelaskan oleh Sugiyono (2019), penelitian kuantitatif merupakan metode penelitian yang berlandaskan pada filsafat positivisme, digunakan untuk meneliti populasi atau sampel tertentu, pengumpulan data menggunakan instrumen penelitian, analisis data bersifat statistik, dengan tujuan untuk menguji hipotesis yang telah ditetapkan. Pendekatan deskriptif bertujuan untuk mendeskripsikan hasil analisis pola

pembelian konsumen dan menghasilkan rekomendasi *bundling* produk yang dapat digunakan sebagai strategi pemasaran pada Angkringan "Stay-Up" di Medan.

Penelitian ini merupakan penelitian terapan (*applied research*) yang bertujuan untuk menerapkan algoritma *Apriori* dalam menganalisis data transaksi penjualan menu serta menghasilkan rekomendasi *bundling* produk pada Angkringan "Stay-Up" di Medan. Penelitian terapan dilakukan untuk memberikan solusi terhadap permasalahan nyata yang dihadapi objek penelitian melalui pemanfaatan metode dan teknologi yang sesuai (Creswell & Creswell, 2018).

Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah pendekatan *Data Mining* dengan metode *Association Rule Mining* menggunakan algoritma *Apriori*. Pendekatan ini bertujuan untuk menggali informasi tersembunyi (*knowledge discovery*) dari data transaksi penjualan sehingga dapat diketahui pola pembelian pelanggan berdasarkan hubungan antar menu yang sering dibeli secara bersamaan. Han, Kamber, dan Pei (2022) menyatakan bahwa *data mining* merupakan proses ekstraksi pola atau pengetahuan yang menarik dari sejumlah besar data, yang dalam konteks bisnis dapat dimanfaatkan untuk mendukung pengambilan keputusan strategis.

Metodologi penelitian disusun secara sistematis mulai dari identifikasi permasalahan, pengumpulan data, pengolahan data, penerapan algoritma *Apriori*, hingga penyusunan rekomendasi *bundling* produk. Tahapan tersebut mengikuti alur penelitian *data mining* yang umum digunakan pada penelitian serupa, yang dikenal dengan istilah *Knowledge Discovery in Database* (KDD) (Han et al., 2022).

Proses analisis dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data transaksi, *preprocessing* data, pembentukan *frequent itemset*, perhitungan

nilai *support* dan *confidence*, pembentukan aturan asosiasi (*association rules*), serta evaluasi menggunakan *lift ratio*. Hasil analisis kemudian digunakan untuk menghasilkan rekomendasi *bundling* produk yang dapat membantu pemilik Angkringan "Stay-Up" dalam menyusun strategi pemasaran yang lebih efektif dan berbasis data.

Pendekatan ini dipilih karena algoritma *Apriori* merupakan salah satu metode yang efektif dalam menemukan pola keterkaitan antar item pada data transaksi penjualan (Ünvan, 2020). Dengan demikian, sistem yang dikembangkan tidak hanya mampu menyajikan informasi mengenai pola pembelian pelanggan, tetapi juga memberikan rekomendasi *bundling* produk yang dapat digunakan sebagai pendukung pengambilan keputusan bisnis.

3.2 Metode Analisis

Metode analisis merupakan serangkaian prosedur yang digunakan untuk mengolah data penelitian menjadi informasi yang memiliki nilai guna dalam menjawab rumusan masalah penelitian. Pada penelitian ini, metode analisis yang diterapkan adalah *Data Mining* dengan teknik *Association Rule Mining* menggunakan algoritma *Apriori*. Pemilihan metode tersebut didasarkan pada kemampuan algoritma *Apriori* dalam menemukan pola keterkaitan (*association pattern*) antar menu berdasarkan data transaksi penjualan yang telah tersimpan pada basis data Angkringan "Stay-Up" di Medan.

Algoritma *Apriori* bekerja dengan cara mengidentifikasi kombinasi item (*itemset*) yang sering muncul secara bersamaan dalam suatu transaksi. Kombinasi item yang memenuhi nilai minimum *support* kemudian digunakan untuk membentuk aturan asosiasi (*association rules*) berdasarkan nilai *confidence*.

Selanjutnya, kualitas aturan asosiasi dievaluasi menggunakan nilai *lift ratio* untuk mengetahui tingkat kekuatan hubungan antar menu. Hasil akhir dari proses analisis berupa rekomendasi *bundling* produk yang dapat dijadikan sebagai dasar penyusunan strategi pemasaran dan peningkatan penjualan.

Proses analisis dilakukan terhadap data transaksi penjualan yang diperoleh dari Angkringan "Stay-Up". Data tersebut diolah melalui beberapa tahapan, yaitu *data cleaning*, *data transformation*, pembentukan *frequent itemset*, perhitungan nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio*, hingga menghasilkan aturan asosiasi yang memenuhi nilai minimum *support* dan *confidence*. Aturan yang memiliki nilai *lift ratio* lebih dari satu ($lift > 1$) dipilih sebagai rekomendasi *bundling* produk karena menunjukkan adanya hubungan yang kuat antar menu (Riyadi et al., 2022).

Metode analisis yang diterapkan dalam penelitian ini memanfaatkan algoritma *Apriori* untuk mengeksplorasi pola pembelian konsumen berdasarkan data transaksi penjualan pada Angkringan "Stay-Up" di Medan. Melalui tahapan seleksi data, pembersihan data, transformasi data, pembentukan *frequent itemset*, penyusunan *association rule*, serta evaluasi menggunakan *support*, *confidence*, dan *lift ratio*, penelitian menghasilkan rekomendasi *bundling* produk yang didasarkan pada pola pembelian nyata pelanggan. Pendekatan ini diharapkan mampu memberikan informasi yang objektif dan mendukung penyusunan strategi pemasaran yang lebih efektif.

3.3 Lokasi dan Waktu Penelitian

Penentuan lokasi dan waktu penelitian merupakan aspek penting dalam metodologi penelitian karena berkaitan dengan akses terhadap data dan kelancaran

proses pengumpulan data. Penelitian dilaksanakan pada Angkringan "Stay-Up" yang berlokasi di Kota Medan, Sumatera Utara. Objek penelitian dipilih karena memiliki aktivitas transaksi penjualan menu setiap hari sehingga menghasilkan data transaksi yang dapat dianalisis menggunakan algoritma *Apriori*. Selain itu, pemilik Angkringan "Stay-Up" memberikan izin dan dukungan penuh terhadap pelaksanaan penelitian, termasuk akses terhadap data transaksi penjualan yang menjadi sumber data utama dalam penelitian ini.

Waktu penelitian dilaksanakan selama empat minggu, dimulai dari tahap identifikasi masalah hingga penyelesaian laporan penelitian. Adapun rincian kegiatan penelitian disajikan pada Tabel 3.1 berikut.

Tabel 3. 1 Waktu Penelitian

No	Kegiatan	Minggu ke-1	Minggu ke-2	Minggu ke-3	Minggu ke-4
1	Identifikasi Masalah				
2	Studi Literatur				
3	Pengumpulan Data				
4	Pengolahan Data				
5	Analisis Algoritma <i>Apriori</i>				
6	Pengerjaan Laporan				

3.4 Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data merupakan serangkaian metode yang digunakan peneliti untuk memperoleh data dan informasi yang dibutuhkan dalam penelitian. Kualitas hasil penelitian sangat dipengaruhi oleh ketepatan teknik pengumpulan data yang digunakan (Sugiyono, 2019). Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan

beberapa teknik pengumpulan data yang saling melengkapi agar data yang diperoleh bersifat valid, akurat, dan sesuai dengan tujuan penelitian.

Dalam penelitian ini, teknik pengumpulan data dilakukan melalui observasi, wawancara, dokumentasi, dan studi pustaka. Keempat teknik tersebut digunakan untuk memperoleh data primer maupun data sekunder yang selanjutnya dianalisis menggunakan algoritma *Apriori*. Adapun penjelasan mengenai masing-masing teknik pengumpulan data adalah sebagai berikut.

1. Observasi

Observasi dilakukan dengan mengamati secara langsung proses penjualan yang berlangsung di Angkringan "Stay-Up" untuk memperoleh gambaran mengenai aktivitas transaksi, menu yang dijual, serta alur pembelian yang dilakukan oleh pelanggan. Observasi ini bertujuan untuk memahami kondisi nyata di lapangan sehingga peneliti dapat mengidentifikasi permasalahan yang dihadapi oleh objek penelitian secara lebih akurat.

2. Wawancara

Wawancara dilakukan kepada pemilik Angkringan "Stay-Up" untuk memperoleh informasi mengenai proses bisnis, strategi pemasaran yang diterapkan, kendala dalam menentukan paket menu, serta sistem pencatatan transaksi yang selama ini digunakan. Wawancara dilakukan secara semi-terstruktur agar peneliti dapat menggali informasi secara mendalam namun tetap terarah ke pokok permasalahan penelitian (Creswell & Creswell, 2018).

3. Studi Pustaka

Studi pustaka dilakukan dengan mempelajari buku, jurnal ilmiah, artikel, dan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan algoritma *Apriori*, *data*

mining, *Market Basket Analysis*, dan strategi *bundling* produk sebagai landasan teori penelitian. Studi pustaka berfungsi untuk memperkuat kerangka teoritis dan memberikan referensi dalam menganalisis hasil penelitian.

4. Dokumentasi

Dokumentasi dilakukan dengan mengumpulkan data transaksi penjualan yang akan digunakan sebagai *dataset* dalam proses analisis. Data transaksi yang dikumpulkan berupa catatan penjualan harian yang memuat informasi mengenai nomor transaksi, tanggal transaksi, serta daftar menu yang dibeli pelanggan dalam setiap transaksi. Dokumentasi juga dilakukan dengan mengambil beberapa gambar atau foto sebagai bukti-bukti pendukung kegiatan penelitian.

3.5 Analisis Permasalahan

Analisis permasalahan merupakan tahapan awal dalam pengembangan sistem yang bertujuan untuk mengidentifikasi kondisi yang terjadi pada objek penelitian, menemukan akar permasalahan, serta menentukan solusi yang tepat sesuai dengan kebutuhan pengguna. Pada penelitian ini, analisis permasalahan dilakukan melalui observasi, wawancara dengan pemilik Angkringan "Stay-Up" di Medan, serta analisis terhadap data transaksi penjualan yang tersedia.

Berdasarkan hasil observasi, diketahui bahwa Angkringan "Stay-Up" telah melakukan pencatatan transaksi penjualan secara rutin. Data transaksi tersebut memuat informasi mengenai menu yang dibeli pelanggan, jumlah pembelian, tanggal transaksi, dan total pembayaran. Meskipun demikian, data yang telah terkumpul hanya digunakan sebagai arsip administrasi dan belum dimanfaatkan

secara optimal untuk menghasilkan informasi yang dapat mendukung pengambilan keputusan bisnis.

Salah satu permasalahan yang dihadapi adalah belum adanya sistem yang mampu menganalisis pola pembelian pelanggan berdasarkan data transaksi penjualan. Penentuan paket promosi atau *bundling* produk masih dilakukan berdasarkan pengalaman dan intuisi pemilik usaha tanpa didukung oleh hasil analisis data. Kondisi tersebut berpotensi menyebabkan paket menu yang ditawarkan kurang sesuai dengan kebiasaan pembelian pelanggan sehingga efektivitas promosi menjadi kurang optimal.

Selain itu, pengelola mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi kombinasi menu yang sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan. Dengan jumlah transaksi yang terus bertambah setiap hari, proses analisis secara manual menjadi tidak efisien karena memerlukan waktu yang lama dan memiliki risiko kesalahan dalam mengidentifikasi pola pembelian. Akibatnya, informasi yang terkandung dalam data transaksi belum dapat dimanfaatkan secara maksimal sebagai dasar penyusunan strategi pemasaran.

Permasalahan lain yang ditemukan adalah belum tersedianya sistem pendukung keputusan yang dapat memberikan rekomendasi *bundling* produk berdasarkan pola pembelian pelanggan. *Bundling* produk yang diterapkan selama ini belum didasarkan pada analisis hubungan antar menu sehingga peluang untuk meningkatkan penjualan melalui strategi *cross-selling* belum dimanfaatkan secara optimal.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan penerapan algoritma *Apriori* sebagai metode analisis data transaksi penjualan.

Algoritma *Apriori* dipilih karena mampu menemukan pola hubungan antar menu melalui pembentukan *frequent itemset* dan *association rules*. Hasil analisis berupa nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* digunakan untuk mengidentifikasi kombinasi menu yang memiliki keterkaitan kuat dan layak dijadikan rekomendasi *bundling* produk.

Dengan adanya sistem yang menerapkan algoritma *Apriori*, data transaksi penjualan tidak lagi hanya berfungsi sebagai arsip, tetapi dapat diolah menjadi informasi yang bermanfaat bagi pemilik usaha. Informasi tersebut diharapkan mampu membantu dalam menyusun paket *bundling* yang sesuai dengan pola pembelian pelanggan, meningkatkan efektivitas promosi, memperkuat strategi *cross-selling*, serta mendukung dalam proses pengambilan keputusan yang lebih objektif dan berbasis data (*data-driven decision making*).

3.6 Algoritma Sistem

3.6.1 Strategi Pemecahan Masalah

Strategi pemecahan masalah merupakan langkah-langkah sistematis yang dirancang untuk menyelesaikan permasalahan yang telah diidentifikasi pada objek penelitian. Dalam penelitian ini, permasalahan utama yang dihadapi Angkringan "Stay-Up" di Medan adalah belum optimalnya pemanfaatan data transaksi penjualan sebagai sumber informasi dalam menentukan strategi pemasaran, khususnya dalam penyusunan *bundling* produk. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penerapan algoritma *Apriori* sebagai solusi untuk menganalisis pola pembelian pelanggan dan menghasilkan rekomendasi *bundling* produk berdasarkan data transaksi penjualan. Algoritma *Apriori* dipilih karena memiliki kemampuan dalam menemukan hubungan antar item (*association rule*) melalui proses

pencarian *frequent itemset* (Han et al., 2022). Hasil analisis tersebut digunakan sebagai dasar dalam menentukan kombinasi menu yang memiliki tingkat pembelian bersamaan paling tinggi sehingga dapat direkomendasikan sebagai paket *bundling* yang efektif.

Strategi pemecahan masalah dilakukan melalui beberapa tahapan yang saling berkaitan, mulai dari pengumpulan data hingga penyajian hasil analisis kepada pengguna. Setiap tahapan dirancang agar mampu menghasilkan informasi yang akurat dan dapat digunakan dalam mendukung suatu pengambilan keputusan secara objektif.

3.6.2 Flowchart Sistem

Flowchart sistem merupakan representasi grafis yang menggambarkan urutan proses kerja sistem secara logis dan sistematis, mulai dari proses masukan (*input*), pengolahan (*process*), hingga menghasilkan keluaran (*output*). Pada penelitian ini, *flowchart* sistem digunakan untuk menjelaskan alur kerja aplikasi yang menerapkan algoritma *Apriori* dalam menganalisis data transaksi penjualan serta menghasilkan rekomendasi *bundling* produk pada Angkringan "Stay-Up" di Medan. Penyusunan *flowchart* bertujuan untuk memberikan gambaran mengenai mekanisme operasional sistem sehingga memudahkan proses perancangan, implementasi, dan evaluasi sistem.

Tahap awal sistem dimulai ketika pengguna menjalankan aplikasi. Pada tahap ini sistem melakukan proses inisialisasi untuk memastikan seluruh komponen perangkat lunak dan koneksi ke basis data berada dalam kondisi siap digunakan. Setelah proses inisialisasi selesai, sistem menampilkan halaman autentikasi pengguna.

Pada tahap autentikasi, pengguna memasukkan *username* dan *password* sebagai identitas untuk memperoleh hak akses ke dalam sistem. Sistem kemudian melakukan proses autentikasi dengan membandingkan data yang dimasukkan pengguna dengan data yang tersimpan pada basis data. Apabila data yang dimasukkan sesuai, sistem memberikan hak akses kepada pengguna dan mengarahkan ke halaman utama (*dashboard*). Sebaliknya, apabila data tidak sesuai, sistem menampilkan pesan kesalahan dan meminta pengguna melakukan *login* kembali. Proses autentikasi ini bertujuan untuk menjaga keamanan data serta membatasi akses hanya kepada pengguna yang berwenang.

Setelah proses *login* berhasil, pengguna diarahkan ke halaman utama yang berfungsi sebagai pusat navigasi seluruh fitur sistem. Pada halaman ini tersedia beberapa menu utama, yaitu pengelolaan data menu, pengelolaan data transaksi, proses analisis menggunakan algoritma *Apriori*, serta penyajian laporan hasil analisis. Menu utama dirancang agar pengguna dapat mengakses setiap fungsi sistem secara terstruktur dan mudah dipahami.

Tahap pengelolaan data menu digunakan untuk mengelola data makanan dan minuman yang tersedia pada Angkringan "Stay-Up". Pengguna dapat menambahkan, mengubah, menghapus, maupun melihat informasi menu yang tersimpan dalam basis data. Informasi yang dikelola meliputi kode menu, nama menu, kategori menu, harga, serta status ketersediaan menu. Seluruh perubahan data akan disimpan ke dalam basis data sehingga dapat digunakan pada proses transaksi maupun analisis selanjutnya.

Tahap berikutnya adalah pengelolaan data transaksi penjualan. Pada proses ini pengguna memasukkan data transaksi yang terdiri atas nomor transaksi, tanggal

transaksi, serta daftar menu yang dibeli pelanggan. Data transaksi yang tersimpan merupakan sumber utama (*dataset*) dalam proses analisis menggunakan algoritma *Apriori*. Oleh karena itu, kelengkapan dan keakuratan data transaksi sangat menentukan kualitas hasil analisis yang akan dihasilkan oleh sistem.

Tahap analisis merupakan inti dari sistem yang dikembangkan. Setelah data transaksi tersedia, pengguna menentukan nilai minimum *support* dan minimum *confidence* sebagai parameter dalam proses pembentukan aturan asosiasi (*association rules*). Selanjutnya sistem mengambil seluruh data transaksi dari basis data dan melakukan proses analisis menggunakan algoritma *Apriori*. Tahapan analisis meliputi pembentukan *candidate itemset*, perhitungan nilai *support*, pembentukan *frequent itemset*, pembentukan aturan asosiasi (*association rules*), perhitungan nilai *confidence*, serta evaluasi menggunakan *lift ratio*. Melalui tahapan tersebut, sistem mampu mengidentifikasi kombinasi menu yang sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan sehingga dapat diketahui pola pembelian yang terjadi pada Angkringan "Stay-Up".

Berdasarkan hasil analisis algoritma *Apriori*, sistem menghasilkan rekomendasi *bundling* produk yang disusun dari aturan asosiasi yang memenuhi nilai minimum *support* dan *confidence* serta memiliki nilai *lift ratio* lebih besar dari satu ($lift > 1$). Rekomendasi *bundling* produk merupakan keluaran utama dari sistem yang dapat dimanfaatkan oleh pemilik usaha sebagai dasar dalam menyusun strategi promosi, meningkatkan peluang *cross-selling*, dan meningkatkan nilai transaksi pelanggan. Dengan demikian, keputusan penyusunan paket menu tidak lagi didasarkan pada intuisi semata, tetapi pada hasil analisis data transaksi yang objektif.

Setelah proses analisis selesai, sistem menampilkan hasil analisis dalam bentuk informasi yang mudah dipahami oleh pengguna. Informasi tersebut meliputi daftar *frequent itemset*, nilai *support*, nilai *confidence*, nilai *lift ratio*, aturan asosiasi yang terbentuk, serta rekomendasi *bundling* produk. Selain ditampilkan pada layar, sistem juga menyediakan fasilitas pencetakan laporan sehingga hasil analisis dapat digunakan sebagai dokumentasi maupun bahan evaluasi dalam pengambilan keputusan.

Setelah seluruh proses selesai dilakukan, pengguna dapat memilih menu *logout* untuk mengakhiri penggunaan sistem. Pada tahap ini sistem menghapus sesi pengguna (*session*) sehingga akses terhadap sistem ditutup dengan aman. Setelah proses *logout* selesai, sistem kembali ke halaman *login* dan seluruh rangkaian proses dinyatakan berakhir.

Flowchart sistem menggambarkan alur kerja aplikasi secara menyeluruh, dimulai dari proses autentikasi pengguna, pengelolaan data menu dan transaksi, analisis data menggunakan algoritma *Apriori*, hingga penyajian rekomendasi *bundling* produk dan laporan hasil analisis. Setiap tahapan saling berkaitan dan dirancang untuk mendukung proses pengambilan keputusan berbasis data (*data-driven decision making*).

Dengan penerapan alur sistem yang terstruktur, aplikasi diharapkan mampu membantu Angkringan "*Stay-Up*" di Medan dalam mengoptimalkan pemanfaatan data transaksi penjualan, meningkatkan efektivitas strategi pemasaran, serta menghasilkan rekomendasi *bundling* produk yang sesuai dengan pola pembelian pelanggan. Selain itu, sistem ini juga berperan dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data, sehingga manajemen dapat lebih cepat mengidentifikasi

tren penjualan, merumuskan strategi promosi yang tepat sasaran, serta meningkatkan kepuasan pelanggan melalui penawaran produk yang relevan dan bernilai tambah.

3.7 Pemodelan dan Perancangan Sistem *Apriori*

3.7.1 Lingkungan Pengembangan Sistem

Lingkungan pengembangan sistem (*development environment*) merupakan sekumpulan perangkat keras (*hardware*), perangkat lunak (*software*), basis data (*database*), serta teknologi pendukung yang digunakan dalam proses perancangan, pengembangan, implementasi, dan pengujian sistem. Lingkungan pengembangan yang memadai akan mendukung proses pembangunan aplikasi sehingga sistem dapat berjalan secara optimal, stabil, dan sesuai dengan kebutuhan pengguna (Pressman, 2020).

Pada penelitian ini, lingkungan pengembangan sistem dirancang untuk mendukung implementasi algoritma *Apriori* dalam menganalisis data transaksi penjualan serta menghasilkan rekomendasi *bundling* produk pada Angkringan "Stay-Up" di Medan. Sistem dikembangkan menggunakan teknologi berbasis *web* sehingga dapat diakses melalui peramban (*web browser*) tanpa memerlukan instalasi aplikasi pada setiap perangkat pengguna.

1. Perangkat Lunak (*Software*)

Adapun perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas:

- a. Sistem Operasi: Windows 10/11 dipilih sebagai sistem operasi yang mendukung proses pengembangan, pengujian, dan implementasi sistem analisis penjualan berbasis algoritma *Apriori* pada Angkringan "Stay-Up" di Medan.

b. Bahasa Pemrograman:

- 1) *HTML (HyperText Markup Language)*: Digunakan untuk menyusun struktur dasar halaman *web*, seperti formulir *login*, halaman *dashboard*, halaman pengelolaan data menu, halaman transaksi, halaman proses *Apriori*, serta halaman laporan hasil analisis.
- 2) *CSS (Cascading Style Sheets)*: Digunakan untuk mengatur tampilan dan tata letak halaman *web*, termasuk warna, jenis huruf, ukuran teks, tata letak (*layout*), tombol, tabel, serta elemen visual lainnya.
- 3) *JavaScript*: Digunakan untuk meningkatkan interaktivitas aplikasi, seperti validasi data masukan (*form validation*), notifikasi, dan pengelolaan interaksi pengguna.
- 4) *PHP (Hypertext Preprocessor)*: Digunakan sebagai bahasa pemrograman sisi server (*server-side scripting*) untuk mengelola proses autentikasi, mengolah data, mengakses basis data *MySQL*, serta mengimplementasikan algoritma *Apriori*.

c. *Framework* dan Pustaka Pendukung:

- 1) *Tailwind CSS*: Kerangka kerja CSS berbasis *utility-class* untuk mempercepat penataan tampilan.
- 2) *Chart.js*: Pustaka untuk menampilkan grafik analitik penjualan pada *dashboard*.
- 3) *Google Material Symbols* dan *Google Fonts* (Plus Jakarta Sans): Untuk ikon dan tipografi antarmuka.

- 4) *SweetAlert2*: Pustaka untuk notifikasi dan konfirmasi interaktif.
- 5) *FPDF*: Pustaka untuk mengekspor laporan hasil analisis ke dalam format *PDF*.

Sistem dikembangkan dengan *driver MySQLi* sebagai penghubung ke basis data *MySQL*.

2. Perangkat Keras (*Hardware*)

- a. Laptop/Komputer: Berfungsi sebagai perangkat utama dalam proses pengembangan sistem. Seluruh aktivitas penelitian, mulai dari perancangan basis data, penulisan kode program, implementasi algoritma *Apriori*, hingga pengujian aplikasi dilakukan menggunakan perangkat ini.
- b. *Processor*: Komponen utama yang bertugas mengeksekusi instruksi program dan mengolah data, termasuk menjalankan aplikasi pengembangan dan memproses perhitungan algoritma *Apriori*.
- c. *Random Access Memory (RAM)*: Berfungsi sebagai media penyimpanan sementara selama aplikasi dijalankan, memungkinkan sistem menjalankan beberapa perangkat lunak secara bersamaan.
- d. *Solid State Drive (SSD)*: Digunakan sebagai media penyimpanan utama dengan kecepatan baca dan tulis yang tinggi untuk mempercepat akses data dan kinerja sistem.

3.8 Jenis dan Sumber Data

3.8.1 Jenis Data

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data kuantitatif, yaitu data transaksi penjualan menu yang tersimpan dalam bentuk riwayat transaksi. Data

kuantitatif dipilih karena dapat diukur, dihitung, dan dianalisis secara statistik maupun menggunakan algoritma *data mining* (Sugiyono, 2019).

3.8.2 Sumber Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas data primer dan data sekunder. Adapun rincian jenis dan sumber data disajikan pada Tabel 3.2 berikut.

Tabel 3. 2 Jenis dan Sumber Data

No.	Jenis Data	Sumber Data	Kegunaan
1	Data Primer	Data transaksi penjualan Angkringan "Stay-Up"	Analisis pola pembelian menggunakan algoritma <i>Apriori</i>
2	Data Primer	Hasil Observasi	Memahami proses bisnis dan alur transaksi
3	Data Primer	Hasil wawancara dengan pemilik/pengelola	Memperoleh informasi mengenai sistem penjualan dan kebutuhan usaha
4	Data Sekunder	Buku	Landasan teori penelitian
5	Data Sekunder	Jurnal Ilmiah	Referensi metode dan penelitian terdahulu
6	Data Sekunder	Skripsi, tesis, prosiding, dan artikel ilmiah	Mendukung analisis serta membandingkan hasil penelitian

1. Data Primer

Data primer diperoleh secara langsung dari Angkringan "Stay-Up" berupa data transaksi penjualan menu yang diperoleh melalui observasi dan wawancara dengan pemilik usaha. Data utama yang digunakan berupa data transaksi penjualan menu yang memuat informasi mengenai nomor transaksi, tanggal transaksi, serta daftar menu yang dibeli pelanggan dalam setiap

transaksi. Data tersebut menjadi dasar dalam penerapan algoritma *Apriori* untuk menemukan pola pembelian pelanggan dan menghasilkan rekomendasi *bundling* produk. Selain data transaksi, peneliti juga memperoleh informasi mengenai proses bisnis, mekanisme pencatatan transaksi, jenis menu yang dijual, serta strategi pemasaran yang diterapkan melalui wawancara dengan pemilik atau pengelola Angkringan "Stay-Up". Informasi tersebut digunakan untuk mendukung analisis dan interpretasi hasil penelitian.

2. Data Sekunder

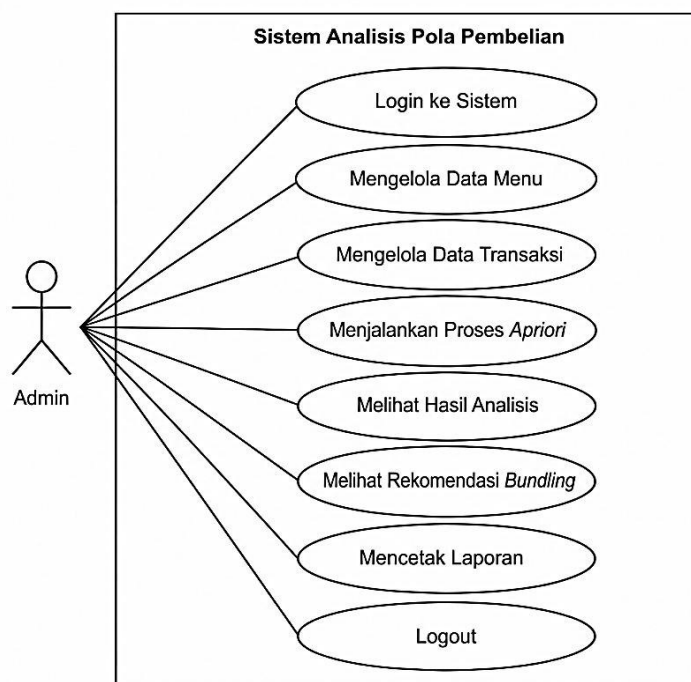
Data sekunder diperoleh dari berbagai literatur, seperti buku, jurnal ilmiah, prosiding, dan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan *data mining*, algoritma *Apriori*, *Market Basket Analysis*, dan strategi *bundling* produk. Data sekunder juga digunakan untuk membandingkan hasil penelitian dengan penelitian terdahulu sehingga dapat diketahui persamaan, perbedaan, serta kebaruan (*novelty*) dari penelitian yang dilakukan.

3.9 Unified Modeling Language (UML) Diagram

Unified Modeling Language (UML) merupakan bahasa pemodelan visual yang digunakan untuk menggambarkan struktur, fungsi, dan perilaku suatu sistem perangkat lunak (Pressman, 2020). UML membantu pengembang dalam menganalisis kebutuhan sistem, merancang arsitektur aplikasi, serta mempermudah proses implementasi dan pengujian. Pada penelitian ini, UML digunakan untuk memodelkan sistem analisis penjualan berbasis algoritma *Apriori* sehingga alur setiap proses dan interaksi antar komponen-komponen pada sistem dapat dipahami secara jelas.

3.9.1 Use Case Diagram

Use Case Diagram digunakan untuk menggambarkan hubungan antara aktor dengan fungsi-fungsi yang tersedia pada sistem. Pada sistem ini terdapat satu aktor utama, yaitu Administrator, yang memiliki hak akses untuk mengelola data, menjalankan proses *Apriori*, serta melihat hasil analisis.



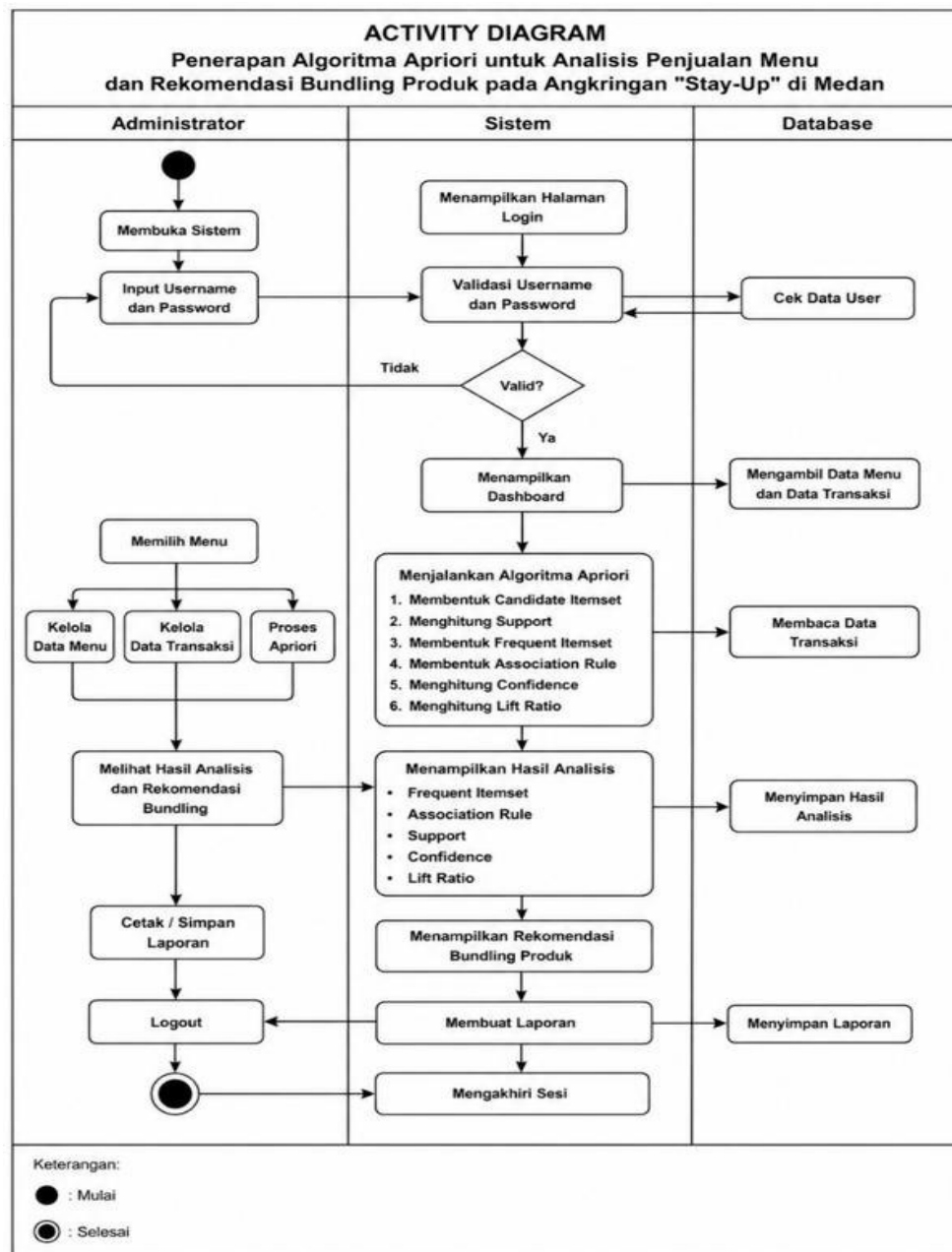
Tabel 3. 3 Deskripsi Use Case Diagram

Pada penelitian ini, sistem yang dikembangkan memiliki satu aktor utama, yaitu Administrator. Administrator bertanggung jawab dalam mengelola seluruh data yang berkaitan dengan analisis penjualan, menjalankan proses algoritma *Apriori*, melihat hasil analisis, serta menghasilkan rekomendasi *bundling* produk. Seluruh aktivitas tersebut dilakukan melalui antarmuka sistem berbasis *web*. Fungsi-fungsi yang dapat dilakukan oleh Administrator meliputi proses *login*, pengelolaan data menu, pengelolaan data transaksi, proses analisis menggunakan algoritma *Apriori*, melihat hasil analisis, melihat rekomendasi *bundling* produk, mencetak laporan, dan *logout*. Setiap fungsi tersebut saling terintegrasi sehingga

membentuk alur kerja sistem yang mendukung proses pengambilan keputusan berbasis data.

3.9.2 Activity Diagram

Activity Diagram merupakan salah satu diagram dalam UML yang digunakan untuk menggambarkan alur aktivitas atau proses bisnis yang terjadi dalam suatu system (Pressman, 2020).



Gambar 3. 1 Activity Diagram Sistem

Pada penelitian ini, *Activity Diagram* menggambarkan rangkaian aktivitas yang dilakukan oleh Administrator dalam mengoperasikan sistem analisis penjualan berbasis algoritma *Apriori*. Aktivitas dimulai dari proses autentikasi pengguna (*login*), pengelolaan data menu dan data transaksi, pelaksanaan proses analisis menggunakan algoritma *Apriori*, hingga penyajian hasil analisis dan rekomendasi *bundling* produk.

Berikut tahapan *activity diagram* sistem:

1. Proses Mulai: Aktivitas sistem diawali ketika Administrator menjalankan aplikasi melalui *web browser*. Sistem kemudian menampilkan halaman autentikasi sebagai pintu masuk menuju aplikasi.
2. *Login* Sistem: Administrator memasukkan *username* dan *password* untuk memperoleh hak akses ke dalam sistem. Sistem melakukan proses validasi terhadap data yang dimasukkan. Apabila data autentikasi tidak sesuai, sistem menampilkan pesan kesalahan (*error message*) dan meminta Administrator mengulangi proses *login*. Sebaliknya, apabila data yang dimasukkan valid, sistem mengarahkan Administrator menuju halaman *Dashboard*.
3. Pengelolaan Data: Setelah berhasil masuk ke dalam sistem, Administrator dapat memilih menu pengelolaan data yang terdiri atas pengelolaan data menu makanan dan minuman serta pengelolaan data transaksi penjualan. Pada tahap ini Administrator dapat melakukan operasi *Create, Read, Update, Delete* (CRUD) terhadap data menu maupun data transaksi. Seluruh data masuk akan disimpan ke dalam basis data sebagai sumber utama analisis.
4. Proses Algoritma *Apriori*: Setelah data transaksi tersedia, *Administrator* menjalankan proses analisis menggunakan algoritma *Apriori* dengan

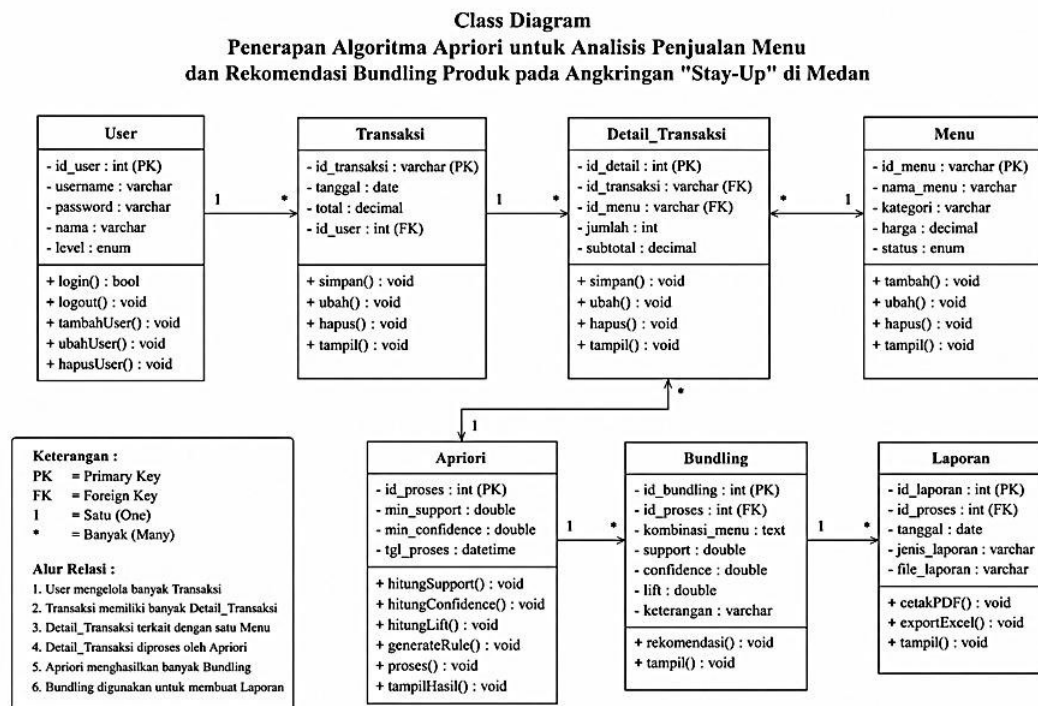
menentukan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* sebagai parameter analisis. Sistem kemudian melakukan tahapan analisis yang meliputi membaca seluruh data transaksi, membentuk *candidate itemset*, menghitung nilai *support*, menentukan *frequent itemset*, membentuk *association rules*, menghitung nilai *confidence*, serta menghitung *lift ratio* untuk mengevaluasi kekuatan hubungan antar *item*. Seluruh tahapan tersebut dilakukan secara otomatis oleh sistem sehingga pengguna tidak perlu melakukan perhitungan secara manual.

5. Menampilkan Hasil Analisis: Setelah proses perhitungan selesai, sistem menampilkan hasil analisis berupa *Frequent Itemset*, *Association Rules*, nilai *Support*, nilai *Confidence*, nilai *Lift Ratio*, serta rekomendasi *bundling* produk. Informasi tersebut menjadi dasar bagi pemilik Angkringan "Stay-Up" dalam penyusunan paket menu yang lebih efektif.
6. Pembuatan Laporan: Administrator dapat mencetak atau menyimpan hasil analisis dalam bentuk laporan. Laporan tersebut berfungsi sebagai dokumentasi serta bahan evaluasi untuk mendukung proses pengambilan keputusan berbasis data.
7. *Logout*: Setelah seluruh aktivitas selesai dilakukan, Administrator memilih menu *Logout* untuk mengakhiri sesi penggunaan aplikasi. Sistem kemudian menghapus sesi pengguna dan kembali ke halaman *login* sehingga penggunaan sistem berakhir dengan aman.

3.9.3 Class Diagram

Class Diagram merupakan salah satu diagram pada UML yang digunakan untuk menggambarkan struktur statis suatu sistem. Diagram ini menunjukkan kelas

(*class*), atribut, operasi (*method*), serta hubungan antar kelas yang membentuk sistem (Pressman, 2020). Dalam penelitian ini, *Class Diagram* digunakan untuk memodelkan struktur data pada sistem analisis penjualan berbasis algoritma *Apriori* sehingga memudahkan proses implementasi dan pengelolaan basis data.



Gambar 3. 2 Class Diagram Sistem

Pada sistem yang dikembangkan terdapat delapan kelas utama, yaitu *Users*, *Menu*, *Transaksi*, *Transaksi_Detail*, *Analysis_Runs*, *Frequent_Itemsets*, *Association_Rules*, dan *System_Updates*. Kelas *Analysis_Runs* berfungsi menyimpan riwayat setiap kali proses *Apriori* dijalankan beserta parameter *minimum support* dan *minimum confidence* yang digunakan. Sementara itu, kelas *Frequent_Itemsets* dan *Association_Rules* menyimpan hasil keluaran algoritma *Apriori*, termasuk nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* untuk setiap riwayat analisis. Rekomendasi *bundling* serta laporan hasil analisis tidak direpresentasikan

sebagai kelas tersendiri, melainkan berupa *view* yang dibentuk secara dinamis dari data pada kelas *Association_Rules* berdasarkan nilai *lift ratio* tertinggi. Adapun kelas *System_Updates* mencatat riwayat pembaruan sistem oleh *Administrator*. Seluruh kelas memiliki atribut dan operasi yang saling berhubungan untuk mendukung proses analisis transaksi dan penyusunan rekomendasi *bundling* produk.

3.10 Perancangan Antarmuka

3.10.1 Pengertian Perancangan Antarmuka

Perancangan antarmuka (*User Interface/UI*) merupakan proses merancang tampilan sistem yang berfungsi sebagai media interaksi antara pengguna dengan aplikasi. Antarmuka yang dirancang dengan baik akan memudahkan pengguna dalam mengoperasikan sistem, memahami informasi yang ditampilkan, serta meningkatkan efisiensi dalam menyelesaikan setiap proses yang tersedia pada aplikasi (Nielsen, 2020).

Pada penelitian ini, perancangan antarmuka dilakukan untuk mendukung implementasi sistem analisis penjualan menggunakan algoritma *Apriori* pada Angkringan "Stay-Up" di Medan. Antarmuka dirancang dengan konsep sederhana (*simple*), konsisten (*consistent*), dan mudah digunakan (*user-friendly*) sehingga administrator dapat mengoperasikan seluruh fitur sistem secara efektif tanpa memerlukan pelatihan khusus.

3.10.2 Tujuan Perancangan Antarmuka

Perancangan antarmuka dalam penelitian ini memiliki beberapa tujuan sebagai berikut:

1. Mempermudah administrator dalam mengoperasikan sistem.

2. Menyajikan informasi secara jelas dan mudah dipahami.
3. Mengurangi kemungkinan kesalahan (*human error*) dalam proses pengolahan data.
4. Meningkatkan efisiensi proses pengelolaan data transaksi.
5. Menyediakan tampilan yang konsisten pada setiap halaman sistem.
6. Mempermudah proses analisis menggunakan algoritma *Apriori*.
7. Menampilkan hasil analisis dan rekomendasi *bundling* secara informatif.

3.10.3 Prinsip Perancangan Antarmuka

Perancangan antarmuka sistem mengacu pada beberapa prinsip desain, yaitu sebagai berikut:

1. *Consistency* (Konsistensi): Penggunaan tata letak, warna, ikon, dan tombol yang seragam pada setiap halaman.
2. *Simplicity* (Kesederhanaan): Menampilkan informasi yang benar-benar diperlukan agar pengguna tidak mengalami kebingungan.
3. *Readability* (Keterbacaan): Penggunaan jenis huruf dan ukuran teks yang mudah dibaca.
4. *Navigation* (Navigasi): Penyediaan menu yang mudah dipahami sehingga pengguna dapat berpindah antar halaman dengan cepat.
5. *Feedback*: Sistem memberikan notifikasi ketika suatu proses berhasil atau gagal dilakukan.

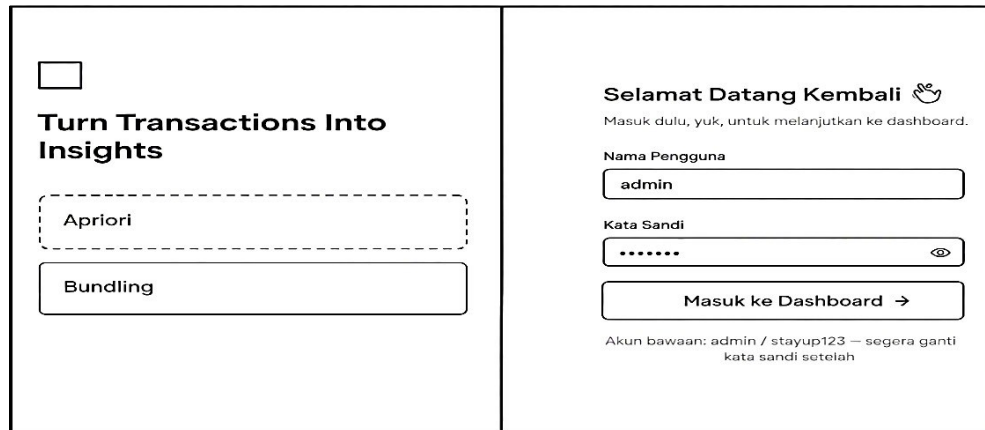
3.10.4 Perancangan Halaman Sistem

Deskripsi berikut mencakup komponen antarmuka, informasi yang ditampilkan, serta fitur-fitur yang tersedia pada masing-masing halaman, guna memberikan gambaran menyeluruh mengenai fungsionalitas sistem. Berikut adalah

uraian singkat dari fungsi dan komponen utama yang ada di setiap halaman sistem yang dirancang.

1. Rancangan Halaman Login

Halaman ini digunakan untuk melakukan autentikasi pengguna sebelum memasuki sistem.

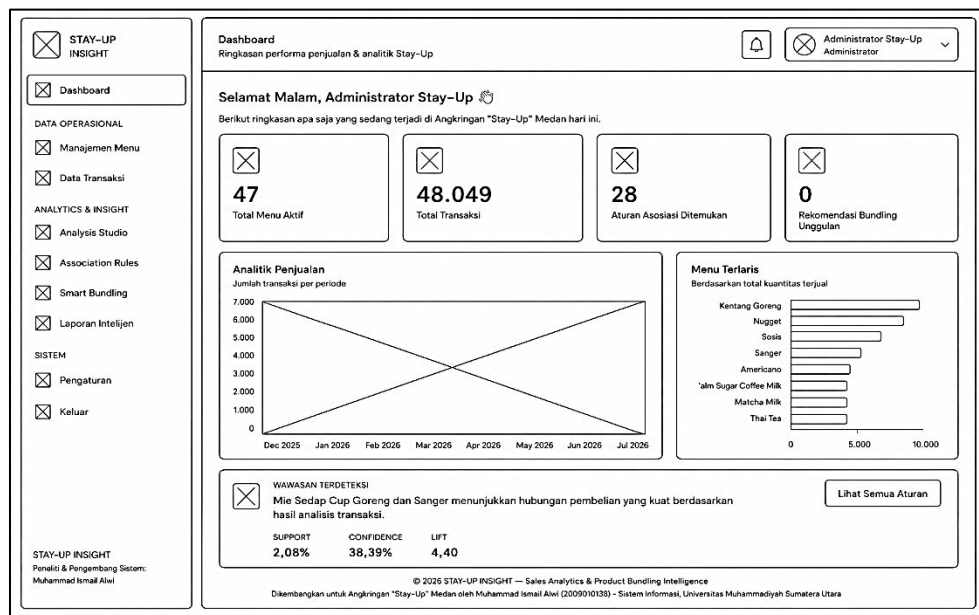


The login page is divided into two main sections. The left section features a logo placeholder, the title 'Turn Transactions Into Insights', a dashed box containing the text 'Apriori', and a solid box containing the text 'Bundling'. The right section is titled 'Selamat Datang Kembali' with a welcome message and a link to the dashboard. It includes input fields for 'Nama Pengguna' (username) with the value 'admin' and 'Kata Sandi' (password) with masked characters. A 'Masuk ke Dashboard' button is present, along with a note about the default account 'admin / stayup123' and a reminder to change the password.

Gambar 3. 3 Rancangan Halaman Login

2. Rancangan Halaman Dashboard

Halaman ini digunakan sebagai pusat informasi dan navigasi utama setelah admin berhasil *login*.



Gambar 3. 4 Rancangan Halaman *Dashboard*

3. Rancangan Halaman Data Menu

Halaman ini digunakan untuk mengelola daftar menu makanan dan minuman.

Fitur yang tersedia: tambah, ubah, hapus, cari, dan simpan data.

Manajemen Menu
Kelola daftar menu makanan & minuman Stay-Up

Administrator Stay-Up Administrator

Cari nama atau kode menu... Semua Kategori Semua Status Terapkan + Tambah Menu

KODE	NAMA MENU	KATEGORI	HARGA	STATUS	AKSI
M001	Espresso	Coffee	Rp 13.000	Aktif	[Edit] [Hapus]
M002	Americano	Coffee	Rp 15.000	Aktif	[Edit] [Hapus]
M003	Cappuccino	Coffee	Rp 18.000	Aktif	[Edit] [Hapus]
M004	Sanger	Coffee	Rp 20.000	Aktif	[Edit] [Hapus]
M005	Caramel Coffee	Coffee	Rp 20.000	Aktif	[Edit] [Hapus]
M006	Vanilla Coffee	Coffee	Rp 20.000	Aktif	[Edit] [Hapus]
M007	Hazelnute Coffee	Coffee	Rp 20.000	Aktif	[Edit] [Hapus]
M008	Palm Sugar Coffee Milk	Coffee	Rp 20.000	Aktif	[Edit] [Hapus]
M009	Butterscotch Coffee	Coffee	Rp 20.000	Aktif	[Edit] [Hapus]
M010	Pandan Coffee	Coffee	Rp 20.000	Aktif	[Edit] [Hapus]

Halaman 1 dari 5 - 47 menu

© 2026 STAY-UP INSIGHT — Sales Analytics & Product Bundling Intelligence
Dikembangkan untuk Angkringan "Stay-Up" Medan oleh Muhammad Ismail Alwi (2009010138) - Sistem Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara

Gambar 3. 5 Rancangan Halaman Data Menu

4. Rancangan Halaman Data Transaksi

Halaman ini digunakan untuk mencatat data transaksi penjualan sebagai bahan analisis Apriori.

Data Transaksi
Riwayat transaksi penjualan Stay-Up

Administrator Stay-Up Administrator

Cari ID transaksi... (mis. TRX00) dd/mm/yyyy s/d dd/mm/yyyy Terapkan + Tambah Transaksi

ID TRANSAKSI	TANGGAL	WAKTU	JUMLAH ITEM	TOTAL	AKSI
TRX047909	31 Juli 2026	23:59 WIB	4 Item	Rp 80.000	Lihat Detail
TRX047906	31 Juli 2026	23:57 WIB	3 Item	Rp 60.000	Lihat Detail
TRX047817	31 Juli 2026	23:54 WIB	2 Item	Rp 32.000	Lihat Detail
TRX047972	31 Juli 2026	23:51 WIB	5 Item	Rp 98.000	Lihat Detail
TRX047946	31 Juli 2026	23:47 WIB	4 Item	Rp 78.000	Lihat Detail
TRX047811	31 Juli 2026	23:47 WIB	2 Item	Rp 35.000	Lihat Detail
TRX047894	31 Juli 2026	23:46 WIB	3 Item	Rp 110.000	Lihat Detail
TRX047809	31 Juli 2026	23:42 WIB	6 Item	Rp 155.000	Lihat Detail
TRX048025	31 Juli 2026	23:41 WIB	3 Item	Rp 60.000	Lihat Detail
TRX047904	31 Juli 2026	23:38 WIB	3 Item	Rp 55.000	Lihat Detail
TRX047897	31 Juli 2026	23:34 WIB	3 Item	Rp 53.000	Lihat Detail
TRX047854	31 Juli 2026	23:28 WIB	4 Item	Rp 70.000	Lihat Detail

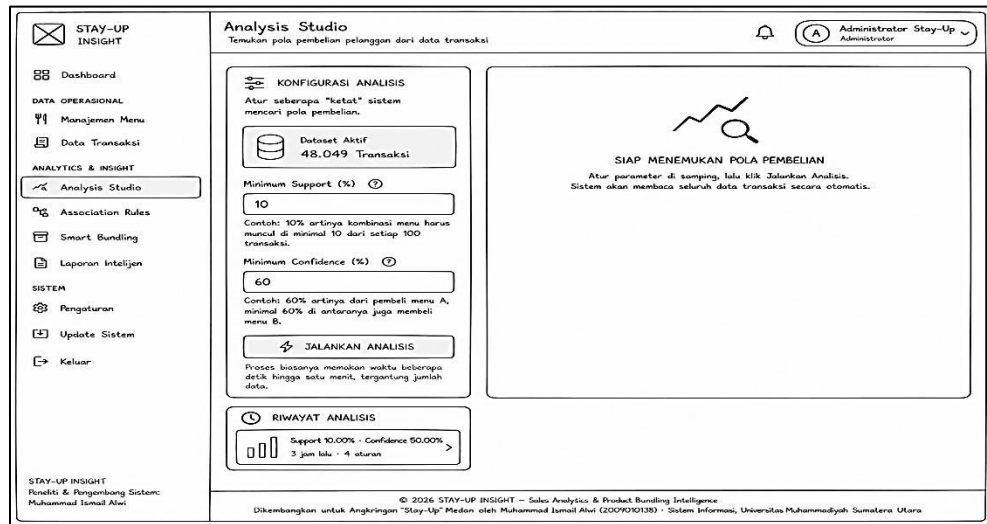
Halaman 1 dari 4005 - 48.049 transaksi

© 2026 STAY-UP INSIGHT — Sales Analytics & Product Bundling Intelligence
Dikembangkan untuk Angkringan "Stay-Up" Medan oleh Muhammad Ismail Alwi (2009010138) - Sistem Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara

Gambar 3. 6 Rancangan Halaman Data Transaksi

5. Rancangan Halaman Proses Apriori

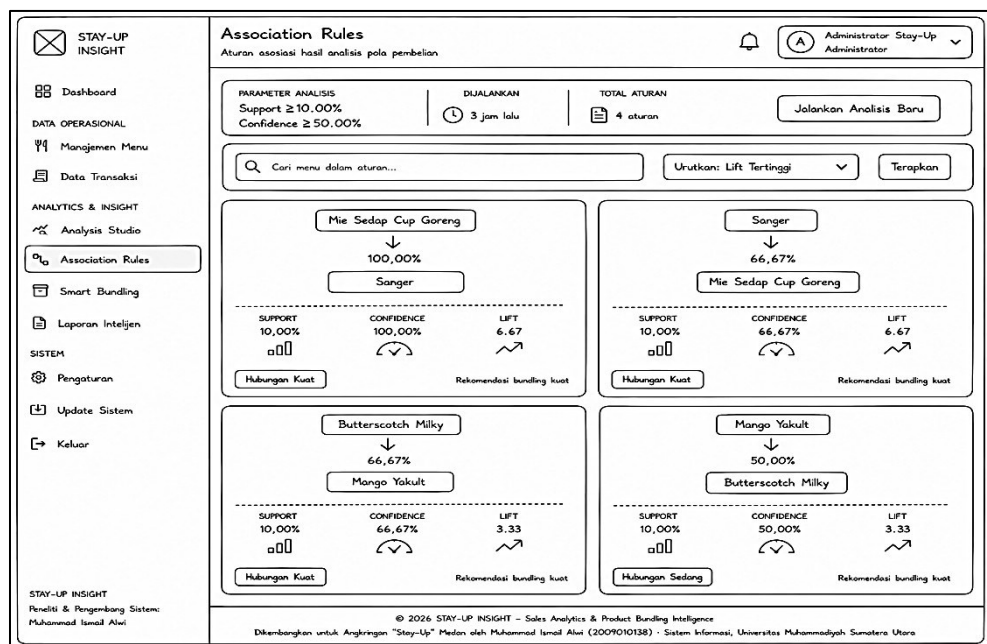
Halaman ini digunakan untuk menjalankan algoritma Apriori. Berikut rancangan halaman proses apriori selengkapnya.



Gambar 3. 7 Rancangan Halaman Proses Apriori

6. Rancangan Halaman Hasil Analisis

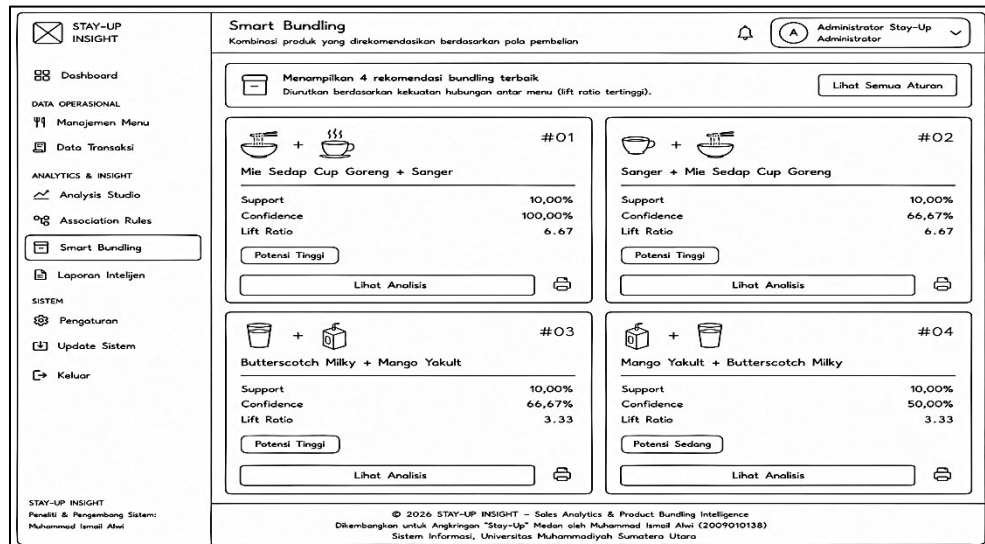
Halaman ini digunakan untuk menampilkan keluaran algoritma Apriori. Hasil ini menjadi dasar pengambilan keputusan strategi pemasaran.



Gambar 3. 8 Rancangan Halaman Hasil Analisis

7. Rancangan Halaman Rekomendasi *Bundling* Produk

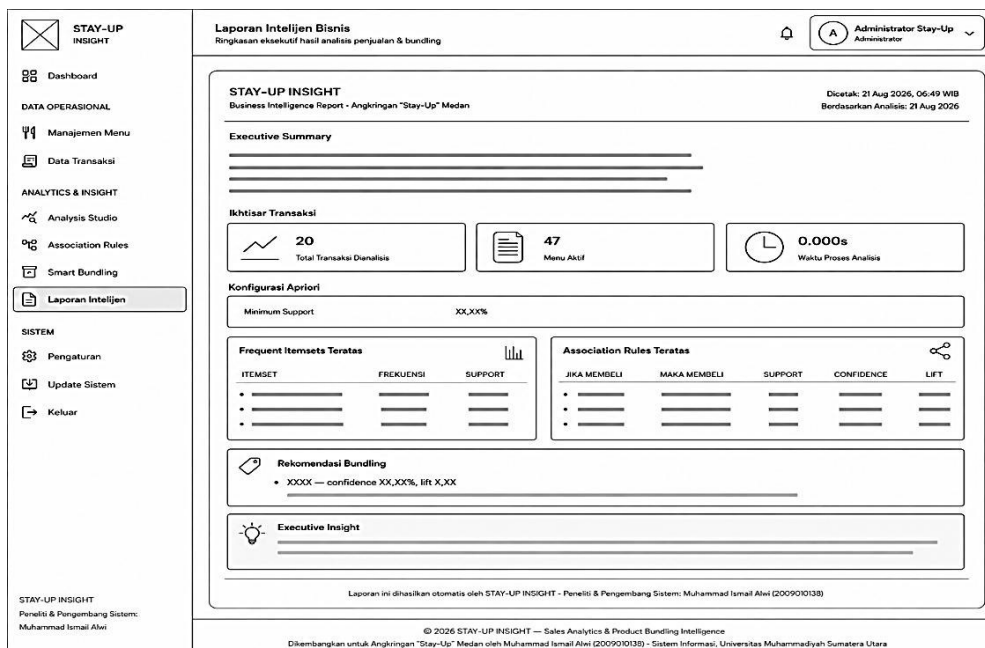
Halaman ini digunakan untuk menampilkan rekomendasi *bundling* dari aturan asosiasi yang memenuhi ambang *support* dan *confidence*.



Gambar 3. 9 Rancangan Halaman Rekomendasi *Bundling* Produk

8. Rancangan Halaman Laporan

Halaman ini digunakan untuk menampilkan serta mencetak atau mengunduh laporan analisis.



Gambar 3. 10 Rancangan Halaman Laporan

9. Rancangan Halaman Pengaturan

Halaman ini digunakan oleh administrator untuk mengelola profil akun dan tampilan sistem.

Gambar 3. 11 Rancangan Halaman Pengaturan

10. Rancangan Halaman Update Sistem

Halaman ini digunakan untuk memperbarui sistem secara otomatis melalui unggahan berkas ZIP.

Gambar 3. 12 Rancangan Halaman Update Sistem

3.11 Teknik Analisis Data

Teknik analisis data merupakan tahapan yang dilakukan untuk mengolah data transaksi penjualan menjadi informasi yang dapat digunakan dalam menjawab rumusan masalah penelitian. Pada penelitian ini, teknik analisis data menggunakan metode *Data Mining* dengan pendekatan *Association Rule Mining* melalui penerapan algoritma *Apriori*.

Tujuan analisis adalah untuk menemukan pola pembelian menu yang sering terjadi secara bersamaan (*frequent itemset*) serta menghasilkan aturan asosiasi (*association rules*) yang dapat dijadikan dasar dalam penyusunan rekomendasi *bundling* produk. Tahapan analisis data dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data (*Data Collection*)

Tahap pertama dilakukan dengan mengumpulkan data transaksi penjualan menu dari Angkringan "Stay-Up" di Medan. Data yang digunakan meliputi nomor transaksi, tanggal transaksi, dan daftar menu yang dibeli pelanggan dalam setiap transaksi. Data tersebut merupakan data primer yang akan dianalisis menggunakan algoritma *Apriori*.

2. Pembersihan Data (*Data Cleaning*)

Pada tahap ini dilakukan pemeriksaan terhadap data transaksi untuk memastikan bahwa data yang digunakan bebas dari kesalahan, data ganda (*duplicate*), data kosong (*missing value*), maupun data yang tidak relevan. Tujuan proses *data cleaning* adalah menghasilkan *dataset* yang berkualitas sehingga kemudian pada saat proses analisis dapat dilakukan secara akurat (Han et al., 2022).

3. Transformasi Data (*Data Transformation*)

Data transaksi yang telah dibersihkan kemudian ditransformasikan ke dalam format yang sesuai dengan kebutuhan algoritma *Apriori*. Setiap transaksi direpresentasikan sebagai kumpulan item (menu) sehingga memudahkan proses pembentukan *itemset*.

4. Penentuan Nilai Minimum *Support* dan Minimum *Confidence*

Sebelum proses analisis dilakukan, ditetapkan nilai ambang (*threshold*) berupa minimum *support* dan minimum *confidence*. Nilai ini berfungsi sebagai kriteria untuk menentukan apakah suatu kombinasi menu layak dijadikan aturan asosiasi.

5. Pembentukan *Frequent Itemset*

Algoritma *Apriori* menghitung frekuensi kemunculan setiap item (*1-itemset*), kemudian membentuk kombinasi dua item (*2-itemset*), tiga item (*3-itemset*), dan seterusnya. Hanya kombinasi yang memiliki nilai *support* sama dengan atau lebih besar dari nilai minimum *support* yang dipertahankan sebagai *frequent itemset*.

6. Rumus *support* untuk satu item:

$$Support(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang memuat A}}{\text{Total transaksi}} \times 100\%$$

Rumus *support* untuk dua item:

$$Support(A, B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang memuat A dan B}}{\text{Total transaksi}} \times 100\%$$

Pembentukan *Association Rule*

Setelah diperoleh *frequent itemset*, sistem membentuk aturan asosiasi (*association rules*) yang menunjukkan hubungan antar menu berdasarkan nilai *confidence*.

Rumus *confidence*:

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{Support(A, B)}{Support(A)} \times 100\%$$

7. Perhitungan *Lift Ratio*

Untuk mengetahui kekuatan hubungan antar menu, dilakukan perhitungan *lift ratio*. Nilai *lift ratio* digunakan untuk mengevaluasi apakah hubungan antar menu bersifat positif, independen, atau negatif (Riyadi et al., 2022).

Rumus *lift ratio*:

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

Interpretasi nilai *lift* adalah sebagai berikut:

$Lift > 1$: Hubungan antar menu kuat (positif)

$Lift = 1$: Hubungan bersifat independen

$Lift < 1$: Hubungan antar menu lemah (negatif)

8. Analisis Hasil

Hasil analisis berupa *frequent itemset*, nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* dianalisis untuk mengetahui pola pembelian pelanggan. Kombinasi menu yang memenuhi nilai minimum *support* dan *confidence* serta memiliki nilai *lift ratio* lebih dari satu ($lift > 1$) dipilih sebagai rekomendasi *bundling* produk.

9. Penyusunan Rekomendasi *Bundling* Produk

Tahap akhir adalah menyusun rekomendasi *bundling* produk berdasarkan aturan asosiasi yang diperoleh. Rekomendasi tersebut diharapkan dapat menjadi acuan bagi pemilik Angkringan "Stay-Up" dalam merancang paket menu, menyusun strategi promosi, meningkatkan penjualan, serta mendukung pengambilan keputusan yang berbasis data.

3.12 Variabel Penelitian

Variabel penelitian merupakan segala sesuatu yang menjadi objek pengamatan dalam suatu penelitian. Pada penelitian ini, variabel yang digunakan merupakan variabel operasional yang berkaitan dengan proses analisis data transaksi menggunakan algoritma *Apriori* untuk menghasilkan rekomendasi *bundling* produk. Adapun variabel penelitian yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 3.4 berikut.

Tabel 3. 4 Variabel Penelitian

Variabel	Indikator
Data transaksi	Nomor transaksi, tanggal transaksi, daftar menu
Algoritma <i>Apriori</i>	Pembentukan <i>frequent itemset</i> , <i>association rule</i>
<i>Support</i>	Frekuensi kemunculan item
<i>Confidence</i>	Tingkat keyakinan hubungan antar menu
<i>Lift ratio</i>	Kekuatan hubungan antar menu
<i>Frequent Itemset</i>	<i>1-itemset</i> , <i>2-itemset</i> , <i>3-itemset</i> , dan seterusnya
<i>Association Rule</i>	<i>Rule</i> yang terbentuk
Rekomendasi <i>Bundling</i> Produk	Paket menu hasil aturan asosiasi

Penjelasan masing-masing variabel adalah sebagai berikut:

1. Data Transaksi Penjualan: Merupakan data utama yang dianalisis dalam penelitian. Data ini terdiri atas informasi transaksi pelanggan yang memuat nomor transaksi, tanggal transaksi, dan menu yang dibeli pada setiap transaksi.
2. Algoritma *Apriori*: Merupakan metode yang digunakan untuk menemukan pola hubungan antar menu melalui pembentukan *frequent itemset* dan *association rules* berdasarkan nilai minimum *support* dan minimum *confidence*.

3. *Support*: Support menunjukkan tingkat frekuensi kemunculan suatu item atau kombinasi item dalam seluruh data transaksi. Nilai ini digunakan sebagai dasar untuk menentukan apakah suatu *itemset* layak diproses pada tahap berikutnya.
4. *Confidence*: *Confidence* menunjukkan tingkat keyakinan bahwa jika pelanggan membeli suatu menu, maka pelanggan juga akan membeli menu lain dalam transaksi yang sama.
5. *Lift Ratio*: Lift ratio digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan antar menu. Nilai *lift ratio* lebih besar dari 1 ($lift > 1$) menunjukkan bahwa hubungan antar menu bersifat positif dan layak dijadikan rekomendasi *bundling*.
6. *Frequent Itemset*: Frequent itemset merupakan kombinasi menu yang memiliki nilai *support* sama dengan atau lebih besar dari nilai minimum yang telah ditentukan.
7. *Association Rule*: Association rule adalah aturan yang menggambarkan hubungan antar menu berdasarkan hasil perhitungan *support* dan *confidence*.
8. Rekomendasi *Bundling* Produk: Merupakan keluaran (*output*) penelitian berupa paket menu yang disusun berdasarkan aturan asosiasi yang memenuhi nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio*, sehingga dapat digunakan sebagai dasar penyusunan strategi promosi dan peningkatan penjualan.

3.13 Algoritma *Apriori*

3.13.1 Pengertian Algoritma *Apriori*

Algoritma *Apriori* merupakan salah satu algoritma dalam teknik *Association Rule Mining* pada bidang *Data Mining* yang digunakan untuk menemukan pola

hubungan atau keterkaitan antar item berdasarkan data transaksi. Algoritma ini pertama kali diperkenalkan oleh Rakesh Agrawal dan Ramakrishnan Srikant pada tahun 1994 dalam penelitian yang berjudul "*Fast Algorithms for Mining Association Rules*" (Agrawal & Srikant, 1994). Sejak saat itu, algoritma *Apriori* menjadi salah satu metode yang paling banyak digunakan dalam analisis data transaksi karena kesederhanaan dan efektivitasnya dalam menemukan pola pembelian pelanggan (Han et al., 2022).

Algoritma *Apriori* bekerja dengan cara mencari kombinasi item yang sering muncul secara bersamaan (*frequent itemset*) pada sekumpulan data transaksi. Selanjutnya, dari kombinasi tersebut dibentuk aturan asosiasi (*association rules*) yang dapat digunakan untuk mengetahui kecenderungan pelanggan dalam melakukan pembelian. Informasi tersebut menjadi dasar dalam pengambilan keputusan, seperti penyusunan strategi promosi, penataan produk, dan rekomendasi *bundling* produk.

Pada penelitian ini, algoritma *Apriori* diterapkan untuk menganalisis data transaksi penjualan pada Angkringan "Stay-Up" di Medan. Hasil analisis diharapkan mampu mengidentifikasi kombinasi menu yang paling sering dibeli secara bersamaan sehingga dapat digunakan sebagai rekomendasi *bundling* produk.

3.13.2 Prinsip Kerja Algoritma *Apriori*

Prinsip utama algoritma *Apriori* adalah *Apriori Property*, yaitu apabila suatu kombinasi item tidak memenuhi nilai minimum *support*, maka seluruh kombinasi yang lebih besar (*superset*) yang mengandung item tersebut juga tidak akan memenuhi nilai minimum *support* (Han et al., 2022). Dengan prinsip ini, jumlah kandidat item yang harus diproses dapat dikurangi sehingga proses analisis menjadi lebih efisien.

Secara umum, proses kerja algoritma *Apriori* terdiri atas beberapa tahapan berikut:

1. Mengumpulkan data transaksi sebagai data masukan.
2. Menentukan nilai minimum *support* dan minimum *confidence*.
3. Membentuk kandidat *itemset* (*candidate itemset*).
4. Menghitung nilai *support* setiap kandidat *itemset*.
5. Menentukan *frequent itemset* berdasarkan nilai minimum *support*.
6. Membentuk aturan asosiasi (*association rules*).
7. Menghitung nilai *confidence* setiap aturan asosiasi.
8. Menghitung nilai *lift ratio* untuk mengevaluasi kekuatan hubungan antar item.
9. Menghasilkan rekomendasi berdasarkan aturan asosiasi yang memenuhi kriteria.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisis Manual Algoritma Apriori

Sebelum membahas implementasi sistem, pada bagian ini terlebih dahulu disajikan perhitungan manual algoritma *Apriori* secara lengkap dan rinci, mulai dari pembentukan kandidat *itemset* hingga terbentuknya *association rules*. Perhitungan manual ini bertujuan untuk membuktikan bahwa logika algoritma yang diimplementasikan pada sistem bekerja sesuai dengan konsep teoretis Algoritma *Apriori* yang telah dijelaskan pada BAB II.

Data yang digunakan pada perhitungan manual ini BUKAN data fiktif/rekaan, melainkan data transaksi ASLI Angkringan “Stay-Up” yang diambil langsung dari 20 transaksi pertama pada *dataset* penelitian (ID_Transaksi TRX000001 sampai dengan TRX000020, tanggal 1 Desember 2025), sehingga seluruh angka pada perhitungan berikut dapat ditelusuri kembali ke data asli.

Penggunaan sampel 20 transaksi (bukan keseluruhan 48.049 transaksi) dilakukan semata-mata agar setiap langkah algoritma dapat didemonstrasikan secara manual dan dapat diverifikasi satu per satu oleh pembaca; pada Sub-bab 4.1.9 hasil perhitungan manual ini dibandingkan dan divalidasi terhadap keluaran sistem, dan pada Sub-bab 4.4.4 algoritma yang sama dijalankan sistem secara otomatis terhadap keseluruhan 48.049 data transaksi.

4.1.1 Data Sampel Transaksi

Tabel 4.1 menyajikan seluruh 20 transaksi yang digunakan sebagai data sampel pada perhitungan manual ini, lengkap dengan tanggal, waktu, dan daftar

menu yang dibeli pada masing-masing transaksi. Tidak ada satu pun transaksi maupun *item* yang dihilangkan dari tabel berikut.

Tabel 4. 1 Data Sampel 20 Transaksi Pertama (TRX000001–TRX000020)

No	ID Transaksi	Tanggal	Waktu	Daftar Menu yang Dibeli
1	TRX000001	2025-12-01	21:27	Mango Yakult, Mie Sedap Cup Goreng, Sanger
2	TRX000002	2025-12-01	20:12	Hibiscus Tea, Kentang Goreng, Milo, Sanger
3	TRX000003	2025-12-01	20:48	Orange Squash
4	TRX000004	2025-12-01	20:42	Butterscotch Milky, Mango Yakult, Mie Sedap Cup Kuah, Pandan Coffee, Sosis
5	TRX000005	2025-12-01	19:22	Caramel Coffee, Dark Chocolate Milk, Kentang Goreng, Strawberry Yakult
6	TRX000006	2025-12-01	15:24	Taro Milk, Vanilla Milky
7	TRX000007	2025-12-01	21:24	Mango Yakult, Nugget
8	TRX000008	2025-12-01	23:55	Peach Tea, Sosis, Strawberry Yakult
9	TRX000009	2025-12-01	00:47	Brown Sugar Milk, Kentang Goreng, Orange Squash
10	TRX000010	2025-12-01	20:56	Butterscotch Milky
11	TRX000011	2025-12-01	22:44	Dark Chocolate Milk, Melon Yakult, Nugget
12	TRX000012	2025-12-01	19:34	Nugget
13	TRX000013	2025-12-01	20:43	Brown Sugar Milk, Earl Gray Milk Tea

No	ID Transaksi	Tanggal	Waktu	Daftar Menu yang Dibeli
14	TRX000014	2025-12-01	20:56	Matcha Milk
15	TRX000015	2025-12-01	19:35	Earl Gray Milk Tea, Hazelnute Coffee, Lychee Tea, Orange Yakult
16	TRX000016	2025-12-01	23:08	Nugget
17	TRX000017	2025-12-01	17:57	Espresso, Hazelnut Milky, Melon Squash, Strawberry Yakult, Sunset Dream
18	TRX000018	2025-12-01	19:56	Butterscotch Milky, Mango Yakult, Ocean Blue
19	TRX000019	2025-12-01	20:37	Mie Sedap Cup Goreng, Sanger
20	TRX000020	2025-12-01	19:18	Brown Sugar Milk, Milo, Sosis, Vanilla Coffee

Berdasarkan Tabel 4.1, jumlah total transaksi yang dianalisis adalah $N = 20$ transaksi, dengan jumlah *item* (menu) unik yang muncul pada seluruh transaksi tersebut sebanyak 31 *item*.

4.1.2 Pembentukan Kandidat 1-Itemset (C1) dan Perhitungan *Support*

Tahap pertama algoritma *Apriori* adalah membentuk kandidat 1-*itemset* (C1), yaitu seluruh *item* tunggal yang muncul pada data transaksi, kemudian menghitung nilai *support* masing-masing *item* menggunakan rumus berikut:

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

Sebagai contoh perhitungan, *item* “Mango Yakult” muncul pada 4 transaksi yang berbeda, yaitu TRX000001, TRX000004, TRX000007, dan TRX000018 (dapat ditelusuri langsung pada Tabel 4.1), sehingga: $Support(\text{Mango Yakult}) =$

$4/20 \times 100\% = 20\%$. Perhitungan yang sama diterapkan pada seluruh 31 *item* unik, dengan hasil lengkap disajikan pada Tabel 4.2 berikut.

Tabel 4. 2 Kandidat 1-Itemset (C1) dan Nilai *Support* Seluruh *Item*

No	Nama Menu (<i>Item</i>)	Jumlah Transaksi	Nilai <i>Support</i>
1	Mango Yakult	4	20%
2	Nugget	4	20%
3	Brown Sugar Milk	3	15%
4	Butterscotch Milky	3	15%
5	Kentang Goreng	3	15%
6	Sanger	3	15%
7	Sosis	3	15%
8	Strawberry Yakult	3	15%
9	Dark Chocolate Milk	2	10%
10	Earl Gray Milk Tea	2	10%
11	Mie Sedap Cup Goreng	2	10%
12	Milo	2	10%
13	Orange Squash	2	10%
14	Caramel Coffee	1	5%
15	Espresso	1	5%
16	Hazelnut Milky	1	5%
17	Hazelnute Coffee	1	5%
18	Hibiscus Tea	1	5%
19	Lychee Tea	1	5%
20	Matcha Milk	1	5%
21	Melon Squash	1	5%
22	Melon Yakult	1	5%
23	Mie Sedap Cup Kuah	1	5%
24	Ocean Blue	1	5%
25	Orange Yakult	1	5%
26	Pandan Coffee	1	5%
27	Peach Tea	1	5%
28	Sunset Dream	1	5%
29	Taro Milk	1	5%
30	Vanilla Coffee	1	5%
31	Vanilla Milky	1	5%

4.1.3 Penentuan *Frequent 1-Itemset* (L1)

Pada perhitungan manual ini, nilai *minimum support* ditetapkan sebesar 10% (setara dengan minimal 2 dari 20 transaksi). Nilai ini dipilih agar seluruh tahapan algoritma — mulai dari pembentukan *2-itemset* hingga pembentukan *association*

rule — dapat didemonstrasikan secara lengkap pada sampel data yang terbatas. *Item* yang memiliki nilai *support* lebih besar atau sama dengan 10% dinyatakan sebagai *frequent 1-itemset* (L1). Berdasarkan Tabel 4.2, terdapat 13 *item* yang memenuhi kriteria tersebut, sebagaimana disajikan pada Tabel 4.3.

Tabel 4. 3 *Frequent 1-Itemset* (L1), Minimum *Support* 10%

No	Nama Menu (<i>Item</i>)	Jumlah Transaksi	<i>Support</i>
1	Mango Yakult	4	20%
2	Nugget	4	20%
3	Brown Sugar Milk	3	15%
4	Butterscotch Milky	3	15%
5	Kentang Goreng	3	15%
6	Sanger	3	15%
7	Sosis	3	15%
8	Strawberry Yakult	3	15%
9	Dark Chocolate Milk	2	10%
10	Earl Gray Milk Tea	2	10%
11	Mie Sedap Cup Goreng	2	10%
12	Milo	2	10%
13	Orange Squash	2	10%

Sebanyak 18 *item* lainnya (dengan *support* 5%, yaitu hanya muncul pada 1 transaksi) tidak memenuhi nilai *minimum support* sehingga tidak diikutsertakan pada tahap pembentukan kandidat *2-itemset*. Inilah wujud nyata dari prinsip *Apriori Property*: *item* yang tidak *frequent* pada *level 1-itemset* dipastikan tidak akan membentuk *itemset frequent* pada *level* yang lebih tinggi, sehingga dapat dipangkas (*prune*) lebih awal untuk mengurangi jumlah kombinasi yang perlu diproses pada tahap berikutnya.

4.1.4 Pembentukan Kandidat 2-Itemset (C2) dan Perhitungan *Support*

Kandidat *2-itemset* (C2) dibentuk dengan mengombinasikan *item-item* yang telah lolos seleksi L1 (13 *item* pada Tabel 4.3), namun HANYA pasangan yang benar-benar muncul bersama pada satu transaksi yang sama yang dihitung sebagai

kandidat (bukan seluruh kombinasi $C(13,2) = 78$ pasangan secara membabi-buta, melainkan hasil pemindaian ulang terhadap 20 transaksi pada Tabel 4.1 untuk setiap pasangan *item* L1 yang benar-benar ditemukan berdampingan). Hasil pemindaian tersebut menghasilkan 22 kandidat pasangan (C2), sebagaimana disajikan lengkap pada Tabel 4.4 berikut, beserta ID transaksi asal setiap kemunculannya agar setiap angka dapat ditelusuri.

Tabel 4. 4 Kandidat 2-Itemset (C2) Lengkap dengan Jejak Transaksi Asal

No	Kandidat Pasangan <i>Item</i> (C2)	<i>Freq</i>	<i>Support</i>	Asal ID Transaksi
1	Butterscotch Milky & Mango Yakult	2	10%	TRX000004, TRX000018
2	Mie Sedap Cup Goreng & Sanger	2	10%	TRX000001, TRX000019
3	Brown Sugar Milk & Earl Gray Milk Tea	1	5%	TRX000013
4	Brown Sugar Milk & Kentang Goreng	1	5%	TRX000009
5	Brown Sugar Milk & Milo	1	5%	TRX000020
6	Brown Sugar Milk & Orange Squash	1	5%	TRX000009
7	Brown Sugar Milk & Sosis	1	5%	TRX000020
8	Butterscotch Milky & Sosis	1	5%	TRX000004
9	Dark Chocolate Milk & Kentang Goreng	1	5%	TRX000005
10	Dark Chocolate Milk & Nugget	1	5%	TRX000011
11	Dark Chocolate Milk & Strawberry Yakult	1	5%	TRX000005
12	Kentang Goreng & Milo	1	5%	TRX000002
13	Kentang Goreng & Orange Squash	1	5%	TRX000009
14	Kentang Goreng & Sanger	1	5%	TRX000002
15	Kentang Goreng & Strawberry Yakult	1	5%	TRX000005

No	Kandidat Pasangan Item (C2)	Freq	Support	Asal ID Transaksi
16	Mango Yakult & Mie Sedap Cup Goreng	1	5%	TRX000001
17	Mango Yakult & Nugget	1	5%	TRX000007
18	Mango Yakult & Sanger	1	5%	TRX000001
19	Mango Yakult & Sosis	1	5%	TRX000004
20	Milo & Sanger	1	5%	TRX000002
21	Milo & Sosis	1	5%	TRX000020
22	Sosis & Strawberry Yakult	1	5%	TRX000008

4.1.5 Penentuan *Frequent 2-Itemset* (L2)

Dari 22 kandidat pasangan pada Tabel 4.4, hanya pasangan dengan frekuensi kemunculan ≥ 2 (*support* $\geq 10\%$) yang dinyatakan sebagai *frequent 2-itemset* (L2).

Berdasarkan tabel tersebut, terdapat 2 pasangan yang memenuhi kriteria, yaitu:

Tabel 4. 5 *Frequent 2-Itemset* (L2)

No	<i>Frequent Pasangan Item</i> (L2)	Freq	Support	ID Transaksi
1	Mie Sedap Cup Goreng & Sanger	2	10%	TRX000001, TRX000019
2	Butterscotch Milky & Mango Yakult	2	10%	TRX000004, TRX000018

Sebagai verifikasi manual, pasangan {Mie Sedap Cup Goreng, Sanger} terbukti muncul bersama pada transaksi TRX000001 (berisi Mango Yakult, Mie Sedap Cup Goreng, Sanger) dan TRX000019 (berisi Mie Sedap Cup Goreng, Sanger) — dapat diperiksa langsung pada Tabel 4.1 — sehingga frekuensinya benar berjumlah 2, dan $support = 2/20 \times 100\% = 10\%$. Dengan cara verifikasi yang sama, pasangan {Butterscotch Milky, Mango Yakult} terbukti muncul bersama pada TRX000004 dan TRX000018.

4.1.6 Percobaan Pembentukan Kandidat 3-Itemset (C3)

Tahap selanjutnya dalam algoritma *Apriori* adalah mencoba membentuk kandidat 3-*itemset* (C3) melalui proses *join* antar-anggota L2 yang memiliki ($k-2$) *item* pertama yang sama (*apriori-gen*). Pada Tabel 4.5, L2 hanya berisi dua pasangan, yaitu {Mie Sedap Cup Goreng, Sanger} dan {Butterscotch Milky, Mango Yakult}. Kedua pasangan tersebut tidak memiliki satu pun *item* yang sama (tidak ada irisan anggota), sehingga proses *join* tidak dapat menghasilkan kandidat 3-*itemset* apa pun ($C3 = \emptyset$ / himpunan kosong). Dengan demikian, iterasi algoritma *Apriori* pada sampel data ini berhenti pada *level 2-itemset*, dan proses dilanjutkan ke tahap pembentukan *association rule* berdasarkan L2 yang telah diperoleh.

4.1.7 Pembentukan *Association Rules*, Perhitungan *Confidence*, dan *Lift Ratio*

Dari setiap *frequent 2-itemset* pada Tabel 4.5, dibentuk dua kemungkinan aturan asosiasi (*rule*) dengan cara menukar posisi anggota sebagai *anteseden* (*if*) dan *konsekuen* (*then*). Nilai *confidence* dan *lift ratio* setiap *rule* dihitung menggunakan rumus berikut:

$$Confidence(A \rightarrow B) = Support(A \cup B) / Support(A) \times 100\%$$

$$Lift\ Ratio(A \rightarrow B) = Confidence(A \rightarrow B) / Support(B)$$

Berikut disajikan perhitungan lengkap untuk keempat *rule* yang terbentuk, tanpa ada satu pun langkah yang disingkat.

Rule 1: Mie Sedap Cup Goreng $\rightarrow$ Sanger

Diketahui: Frekuensi kemunculan bersama {Mie Sedap Cup Goreng, Sanger} = 2 kali (*support* = 10%); frekuensi kemunculan Mie Sedap Cup Goreng sendiri = 2 kali (*support* = 10%); frekuensi kemunculan Sanger sendiri = 3 kali (*support* = 15%).

$$Confidence(Mie Sedap Cup Goreng \rightarrow Sanger) = 2/2 \times 100\% = 100\%$$

$$Lift\ Ratio(Mie\ Sedap\ Cup\ Goreng \rightarrow Sanger) = 100\% / 15\% = 6.667$$

Karena nilai *lift ratio* 6.667 lebih besar dari 1, yang berarti kombinasi ini merupakan hubungan positif yang nyata (bukan kebetulan) — pelanggan yang membeli Mie Sedap Cup Goreng benar-benar cenderung membeli Sanger juga, bukan sekadar hasil peluang acak. *Rule* ini dikategorikan sebagai hubungan “Kuat (*Strong*)”.

Rule 2: Sanger → Mie Sedap Cup Goreng

Diketahui: Frekuensi kemunculan bersama {Sanger, Mie Sedap Cup Goreng} = 2 kali (*support* = 10%); frekuensi kemunculan Sanger sendiri = 3 kali (*support* = 15%); frekuensi kemunculan Mie Sedap Cup Goreng sendiri = 2 kali (*support* = 10%).

$$Confidence(Sanger \rightarrow Mie\ Sedap\ Cup\ Goreng) = 2/3 \times 100\% = 66.67\%$$

$$Lift\ Ratio(Sanger \rightarrow Mie\ Sedap\ Cup\ Goreng) = 66.67\% / 10\% = 6.667$$

Karena nilai *lift ratio* 6.667 lebih besar dari 1, yang berarti kombinasi ini merupakan hubungan positif yang nyata (bukan kebetulan) — pelanggan yang membeli Sanger benar-benar cenderung membeli Mie Sedap Cup Goreng juga, bukan sekadar hasil peluang acak. *Rule* ini dikategorikan sebagai hubungan “Kuat (*Strong*)”.

Rule 3: Butterscotch Milky → Mango Yakult

Diketahui: Frekuensi kemunculan bersama {Butterscotch Milky, Mango Yakult} = 2 kali (*support* = 10%); frekuensi kemunculan Butterscotch Milky sendiri = 3 kali (*support* = 15%); frekuensi kemunculan Mango Yakult sendiri = 4 kali (*support* = 20%).

$$Confidence(Butterscotch\ Milky \rightarrow Mango\ Yakult) = 2/3 \times 100\% = 66.67\%$$

$$Lift\ Ratio(Butterscotch\ Milky \rightarrow Mango\ Yakult) = 66.67\% / 20\% = 3.333$$

Karena nilai *lift ratio* 3.333 lebih besar dari 1, yang berarti kombinasi ini merupakan hubungan positif yang nyata (bukan kebetulan) — pelanggan yang membeli Butterscotch Milky benar-benar cenderung membeli Mango Yakult juga, bukan sekadar hasil peluang acak. *Rule* ini dikategorikan sebagai hubungan “Kuat (*Strong*)”.

Rule 4: Mango Yakult → Butterscotch Milky

Diketahui: Frekuensi kemunculan bersama {Mango Yakult, Butterscotch Milky} = 2 kali (*support* = 10%); frekuensi kemunculan Mango Yakult sendiri = 4 kali (*support* = 20%); frekuensi kemunculan Butterscotch Milky sendiri = 3 kali (*support* = 15%).

$Confidence(\text{Mango Yakult} \rightarrow \text{Butterscotch Milky}) = 2/4 \times 100\% = 50.0\%$

$Lift\ Ratio(\text{Mango Yakult} \rightarrow \text{Butterscotch Milky}) = 50.0\% / 15\% = 3.333$

Karena nilai *lift ratio* 3.333 lebih besar dari 1, yang berarti kombinasi ini merupakan hubungan positif yang nyata (bukan kebetulan) — pelanggan yang membeli Mango Yakult benar-benar cenderung membeli Butterscotch Milky juga, bukan sekadar hasil peluang acak. *Rule* ini dikategorikan sebagai hubungan “Sedang (*Moderate*)”. Ringkasan keempat *association rule* di atas (dengan *minimum confidence* 50%, seluruh *rule* di atas memenuhi dan lolos) disajikan pada Tabel 4.6.

Tabel 4. 6 Ringkasan *Association Rules* Hasil Perhitungan Manual
(*min. confidence* 50%)

No	Jika Membeli (A)	Maka Membeli (B)	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>	<i>Lift</i>	Kekuatan
1	Mie Sedap Cup Goreng	Sanger	10%	100%	6.667	Kuat
2	Sanger	Mie Sedap Cup Goreng	10%	66.67%	6.667	Kuat
3	Butterscotch Milky	Mango Yakult	10%	66.67%	3.333	Kuat
4	Mango Yakult	Butterscotch Milky	10%	50.00%	3.333	Sedang

4.1.8 Interpretasi Hasil Perhitungan Manual

Berdasarkan Tabel 4.6, terdapat dua pola pembelian yang teridentifikasi pada sampel 20 transaksi pertama.

1. Pelanggan yang membeli Mie Sedap Cup Goreng memiliki kepastian (*confidence* 100%) untuk juga membeli Sanger dalam transaksi yang sama, dengan *lift ratio* 6.667 — nilai yang jauh di atas 1, menunjukkan hubungan yang sangat kuat dan bukan kebetulan.
2. Pelanggan yang membeli Butterscotch Milky memiliki kecenderungan sebesar 66.67% untuk juga membeli Mango Yakult, dengan *lift ratio* 3.333, yang juga tergolong hubungan positif yang kuat.

Kedua pola inilah yang secara teoretis layak dijadikan dasar rekomendasi *bundling* produk, misalnya paket **“Mie Sedap Cup Goreng + Sanger”** dan paket **“Butterscotch Milky + Mango Yakult”**. Perlu ditegaskan bahwa pola di atas diperoleh dari sampel terbatas (20 transaksi) yang digunakan semata-mata untuk mendemonstrasikan mekanisme perhitungan algoritma secara manual. Pola pembelian yang benar-benar mencerminkan perilaku pelanggan Angkringan “Stay-Up” secara menyeluruh baru dapat diperoleh dari analisis terhadap keseluruhan 48.049 transaksi, sebagaimana dijalankan secara otomatis oleh sistem dan dibahas pada Sub-bab 4.4.4.

4.1.9 Validasi: Perbandingan Hasil Perhitungan Manual dengan Hasil Sistem

Untuk membuktikan bahwa logika program yang ditanamkan pada kelas *Apriori.php* bekerja identik dengan konsep teoretis yang dihitung secara manual di atas, 20 data transaksi sampel yang sama (Tabel 4.1) dimasukkan ke dalam sistem dengan parameter yang sama (*minimum support* 10%, *minimum confidence* 50%).

Tabel 4.7 membandingkan hasil perhitungan manual dengan hasil keluaran sistem secara berdampingan.

Tabel 4. 7 Perbandingan Hasil Perhitungan Manual dengan Hasil Keluaran Sistem

Aspek yang Dibandingkan	Hasil Perhitungan Manual	Hasil Keluaran Sistem	Kesimpulan
Jumlah <i>Frequent 1-Itemset</i> (L1)	13 <i>item</i>	13 <i>item</i>	Identik
Jumlah <i>Frequent 2-Itemset</i> (L2)	2 pasangan	2 pasangan	Identik
Jumlah <i>Association Rules</i>	4 <i>rule</i>	4 <i>rule</i>	Identik
<i>Confidence</i> Mie Sedap Cup Goreng → Sanger	100%	100%	Identik
<i>Confidence</i> Sanger → Mie Sedap Cup Goreng	66.67%	66.67%	Identik
<i>Confidence</i> Butterscotch Milky → Mango Yakult	66.67%	66.67%	Identik
<i>Confidence</i> Mango Yakult → Butterscotch Milky	50.00%	50%	Identik
<i>Lift Ratio</i> pasangan Mie Sedap Cup Goreng & Sanger	6.667	6.667	Identik
<i>Lift Ratio</i> pasangan Butterscotch Milky & Mango Yakult	3.333	3.333	Identik

Berdasarkan Tabel 4.7, seluruh angka hasil perhitungan manual — mulai dari jumlah *frequent itemset*, jumlah *association rule*, hingga nilai *confidence* dan *lift ratio* pada setiap *rule* — terbukti identik dengan hasil keluaran sistem. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa implementasi algoritma *Apriori* pada sistem STAY-UP INSIGHT telah bekerja dengan benar dan sesuai dengan konsep teoretis Algoritma *Apriori*.

4.2 Spesifikasi Kebutuhan Sistem

Sebelum diimplementasikan, sistem STAY-UP INSIGHT terlebih dahulu dirumuskan kebutuhannya yang meliputi kebutuhan perangkat keras, kebutuhan perangkat lunak, kebutuhan fungsional, dan kebutuhan non-fungsional. Perumusan kebutuhan ini menjadi acuan dalam proses implementasi yang dibahas pada Sub-bab 4.3.

4.2.1 Kebutuhan Perangkat Keras (*Hardware*)

Perangkat keras minimum yang dibutuhkan untuk menjalankan sistem, baik pada sisi pengembangan maupun sisi *server* produksi, disajikan pada Tabel 4.8.

Tabel 4. 8 Kebutuhan Perangkat Keras

Komponen	Spesifikasi Minimum
<i>Processor</i>	Minimal setara Intel Core i3 / AMD Ryzen 3 generasi terbaru
RAM	Minimal 4 GB (disarankan 8 GB untuk kelancaran proses <i>Apriori</i> pada data besar)
Penyimpanan	Minimal 1 GB ruang kosong (aplikasi + basis data + <i>backup</i> otomatis)
Koneksi Jaringan	Diperlukan untuk memuat pustaka <i>front-end</i> via CDN (Tailwind CSS, Chart.js, SweetAlert2, Google Fonts)
Perangkat <i>Client</i>	Komputer/laptop/ <i>smartphone</i> dengan <i>web browser</i> modern

4.2.2 Kebutuhan Perangkat Lunak (*Software*)

Perangkat lunak yang dibutuhkan pada sisi *server* untuk menjalankan sistem disajikan pada Tabel 4.9.

Tabel 4. 9 Kebutuhan Perangkat Lunak

Komponen	Spesifikasi
Bahasa Pemrograman <i>Server</i>	PHP 8.1 ke atas (<i>Native/tanpa framework</i>)
Basis Data	MySQL / MariaDB
Ekstensi PHP Wajib	<i>mysqli</i> (koneksi basis data), <i>zip</i> (fitur <i>Update Sistem</i>)
<i>Web Server</i>	Apache / Nginx (atau XAMPP/Laragon untuk pengembangan lokal)
Bahasa & Pustaka <i>Front-End</i>	HTML5, CSS3 (Tailwind CSS), JavaScript, Chart.js, SweetAlert2, Google Material Symbols, Google Fonts
Pustaka Pelaporan	FPDF (ekspor laporan ke format PDF)
<i>Text Editor / IDE</i>	Visual Studio Code
Sistem Operasi Pengembangan	Windows 10/11
<i>Web Browser</i>	Google Chrome, Mozilla Firefox, Microsoft Edge (versi terbaru)

4.2.3 Kebutuhan Fungsional

Kebutuhan fungsional menjelaskan fitur-fitur yang harus disediakan oleh sistem. Kebutuhan fungsional pada sistem STAY-UP INSIGHT disajikan pada Tabel 4.10.

Tabel 4. 10 Kebutuhan Fungsional Sistem

Kode	Deskripsi Kebutuhan Fungsional
F-01	Sistem dapat melakukan autentikasi pengguna (<i>login/logout</i>) menggunakan <i>username</i> dan <i>password</i>
F-02	Sistem dapat mengelola data menu (tambah, ubah, hapus, cari, <i>filter</i> kategori/status)
F-03	Sistem dapat mengelola data transaksi, termasuk menambahkan transaksi baru secara manual
F-04	Sistem dapat menjalankan algoritma <i>Apriori</i> dengan parameter <i>minimum support</i> dan <i>minimum confidence</i> yang dapat diatur pengguna
F-05	Sistem dapat menampilkan <i>frequent itemset</i> dan <i>association rules</i> hasil analisis
F-06	Sistem dapat menampilkan rekomendasi <i>bundling</i> produk beserta penjelasan alasan rekomendasi
F-07	Sistem dapat menghasilkan laporan hasil analisis dan mengeksportnya ke format PDF
F-08	Sistem dapat menyimpan riwayat setiap analisis yang pernah dijalankan
F-09	Sistem dapat mengubah profil pengguna dan warna tema tampilan (<i>appearance</i>)
F-10	Sistem dapat diperbarui (<i>update</i>) secara otomatis melalui unggahan berkas ZIP, lengkap dengan <i>backup</i> otomatis

4.2.4 Kebutuhan Non-Fungsional

Selain kebutuhan fungsional, sistem juga harus memenuhi sejumlah kebutuhan non-fungsional yang berkaitan dengan kualitas sistem, sebagaimana disajikan pada Tabel 4.11.

Tabel 4. 11 Kebutuhan Non-Fungsional Sistem

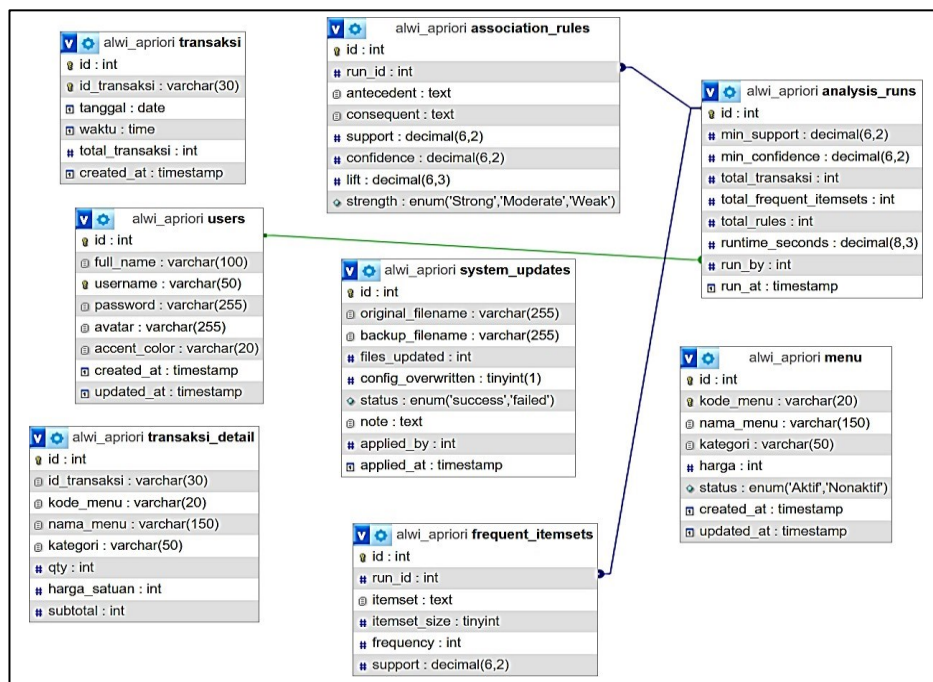
Aspek	Deskripsi
Keamanan (<i>Security</i>)	<i>Password</i> disimpan dalam bentuk <i>hash</i> menggunakan <i>bcrypt</i> (<i>password_hash/password_verify</i>); seluruh <i>query</i> basis data menggunakan <i>prepared statement</i> untuk mencegah SQL Injection; validasi anti <i>path-traversal</i> (<i>zip-slip</i>) pada fitur <i>Update</i> Sistem
Kegunaan (<i>Usability</i>)	Antarmuka menggunakan Bahasa Indonesia yang ramah dan mudah dipahami pengguna awam non-IT, dengan <i>tooltip</i> penjelasan istilah teknis (<i>support, confidence</i>)
Kinerja (<i>Performance</i>)	Proses analisis <i>Apriori</i> terhadap 48.049 transaksi dapat diselesaikan dalam hitungan sub-detik (lihat Sub-bab 4.4.4)
Keandalan (<i>Reliability</i>)	Sistem membuat <i>backup</i> otomatis sebelum proses pembaruan (<i>update</i>) diterapkan, sehingga dapat dipulihkan apabila terjadi kegagalan
Portabilitas (<i>Portability</i>)	Sistem berbasis <i>web</i> sehingga dapat diakses melalui berbagai perangkat tanpa instalasi tambahan, selama tersedia <i>web browser</i>
Skalabilitas (<i>Scalability</i>)	Struktur basis data dirancang menyimpan riwayat setiap analisis (<i>analysis_runs</i>) secara terpisah, sehingga dapat menampung banyak riwayat tanpa saling menimpa

4.3 Implementasi Sistem

Berdasarkan hasil analisis dan perancangan pada BAB III serta spesifikasi kebutuhan pada Sub-bab 4.2, sistem STAY-UP INSIGHT diimplementasikan menggunakan PHP *native* (tanpa *framework*) dengan MySQLi sebagai *driver* basis data. Sub-bab ini menjelaskan hasil implementasi basis data, implementasi antarmuka setiap halaman sistem, serta implementasi kode program pada bagian-bagian inti sistem.

4.3.1 Implementasi Basis Data

Basis data sistem diberi nama *stayup_insight* dan terdiri atas delapan tabel utama, yaitu *users*, *menu*, *transaksi*, *transaksi_detail*, *analysis_runs*, *frequent_itemsets*, *association_rules*, dan *system_updates*. Seluruh tabel diimplementasikan menggunakan *storage engine* InnoDB dengan relasi *foreign key* untuk menjaga integritas data.



Gambar 4. 1 Struktur Tabel Basis pada phpMyAdmin

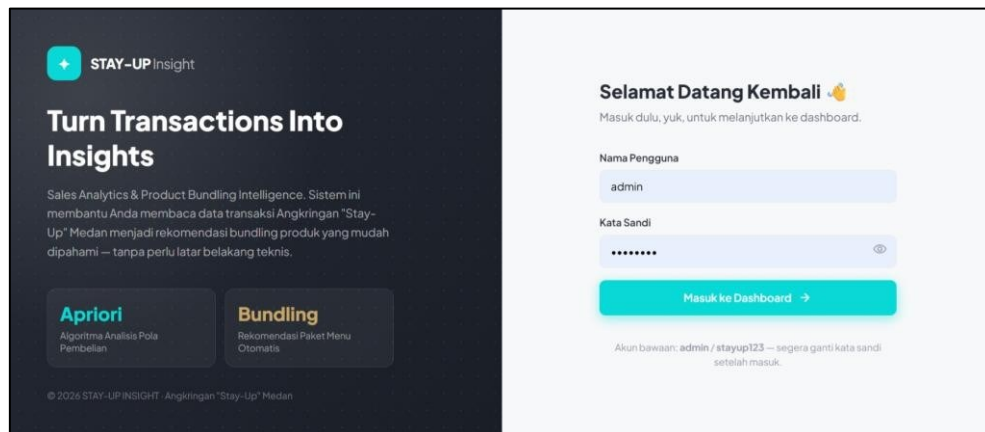
4.3.2 Implementasi Antarmuka Sistem

Bagian ini menjelaskan hasil implementasi antarmuka (*user interface*) pada setiap halaman sistem STAY-UP INSIGHT. Setiap halaman ditampilkan dalam Bahasa Indonesia yang ramah dan mudah dipahami oleh pengguna awam sekalipun, sesuai dengan prinsip perancangan antarmuka yang telah dirancang.

1. Halaman *Login*

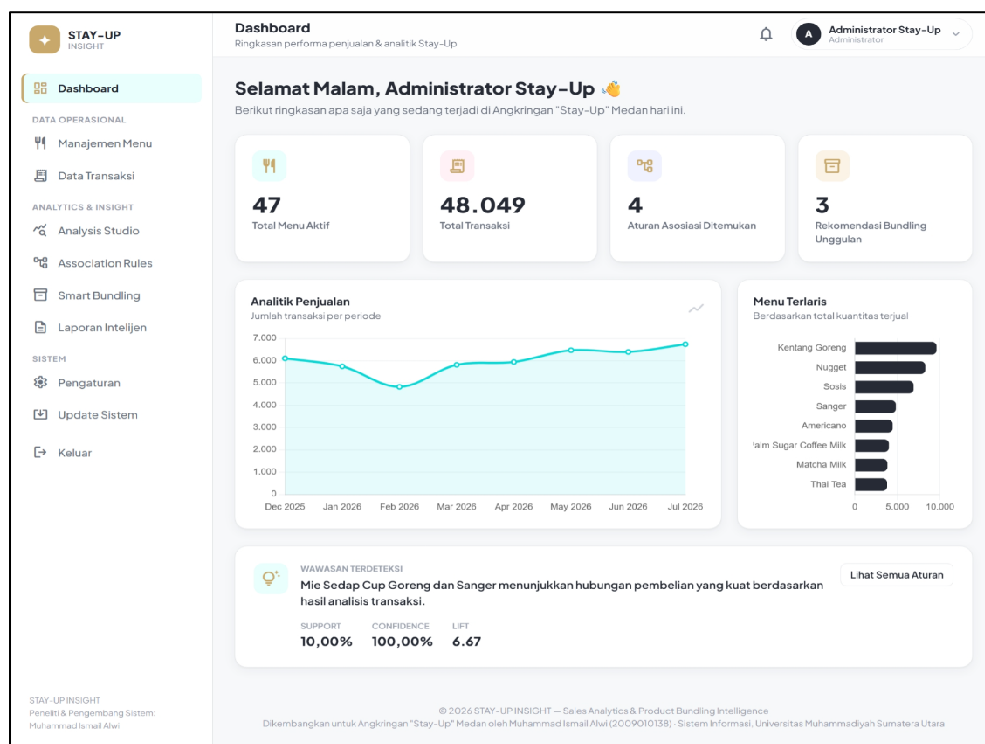
Halaman ini merupakan halaman pertama yang tampil ketika sistem diakses.

Pengguna memasukkan *username* dan *password* pada *form* yang tersedia.

Gambar 4. 2 Tangkapan Layar Halaman *Login*

3. Halaman *Dashboard*

Dashboard tampil setelah pengguna berhasil *login*, menampilkan empat kartu KPI (Total Menu Aktif, Total Transaksi, Aturan Asosiasi Ditemukan, Rekomendasi *Bundling* Unggulan), grafik analitik penjualan per periode dan menu terlaris (menggunakan Chart.js), serta panel “Wawasan Terdeteksi” yang menampilkan *rule* dengan *lift* tertinggi dari analisis terakhir.

Gambar 4. 3 Tangkapan Layar Halaman *Dashboard*

4. Halaman Manajemen Menu

Halaman ini menampilkan seluruh data menu dalam bentuk tabel dengan fitur pencarian, *filter* kategori dan status, serta *pagination*. Tombol “Tambah Menu” membuka *modal form* untuk menambahkan menu baru; tombol pada setiap baris memungkinkan pengguna mengubah atau menghapus data menu, dengan konfirmasi SweetAlert2 sebelum penghapusan diproses.

KODE	NAMA MENU	KATEGORI	HARGA	STATUS	AKSI
M012	Matcha Milk	Non Coffee	Rp 23.000	Aktif	
M013	Red Velvet Milk	Non Coffee	Rp 20.000	Aktif	
M014	Taro Milk	Non Coffee	Rp 20.000	Aktif	
M015	Brown Sugar Milk	Non Coffee	Rp 20.000	Aktif	
M016	Dark Chocolate Milk	Non Coffee	Rp 20.000	Aktif	
M017	Klepon	Non Coffee	Rp 20.000	Aktif	
M018	Milo	Non Coffee	Rp 18.000	Aktif	
M019	Bengbeng	Non Coffee	Rp 18.000	Aktif	

Gambar 4. 4 Tangkapan Layar Halaman Manajemen Menu

5. Halaman Data Transaksi

Halaman ini menampilkan riwayat seluruh transaksi beserta fitur pencarian berdasarkan ID transaksi dan rentang tanggal. Tombol “+ Tambah Transaksi” membuka *modal* berisi baris *item* dinamis (dapat ditambah/dihapus), tempat pengguna memilih menu dan jumlahnya; subtotal dan total transaksi dihitung otomatis oleh JavaScript sebelum data dikirim dan disimpan ke tabel transaksi dan transaksi_detail.

Data Transaksi
Riwayat transaksi penjualan Stay-Up

04790 dd/mm/yyyy s/d dd/mm/yyyy Terapkan Reset + Tambah Transaksi

ID TRANSAKSI	TANGGAL	WAKTU	JUMLAH ITEM	TOTAL	AKSI
TRX047909	31 Juli 2026	23:59 WIB	4 item	Rp 80.000	Lihat Detail
TRX047906	31 Juli 2026	23:57 WIB	3 item	Rp 60.000	Lihat Detail
TRX047904	31 Juli 2026	23:38 WIB	3 item	Rp 55.000	Lihat Detail
TRX047900	31 Juli 2026	22:57 WIB	2 item	Rp 50.000	Lihat Detail
TRX047903	31 Juli 2026	21:48 WIB	3 item	Rp 80.000	Lihat Detail
TRX047901	31 Juli 2026	21:42 WIB	2 item	Rp 35.000	Lihat Detail
TRX047902	31 Juli 2026	21:08 WIB	3 item	Rp 76.000	Lihat Detail
TRX047908	31 Juli 2026	18:30 WIB	2 item	Rp 40.000	Lihat Detail
TRX047905	31 Juli 2026	17:33 WIB	3 item	Rp 78.000	Lihat Detail
TRX047907	31 Juli 2026	14:07 WIB	3 item	Rp 85.000	Lihat Detail
TRX004790	25 Desember 2025	16:19 WIB	3 item	Rp 55.000	Lihat Detail

STAY-UP INSIGHT
Peneliti & Pengembang Sistem:
Muhammad Ismail Alwi

© 2026 STAY-UP INSIGHT – Sales Analytics & Product Bundling Intelligence
Dikembangkan untuk Angkiran "Stay-Up" Medan oleh Muhammad Ismail Alwi (2009010138) - Sistem Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara

Gambar 4. 5 Tangkapan Layar Halaman Data Transaksi

6. Halaman Analysis Studio

Halaman ini merupakan inti dari sistem.

Analysis Studio
Temukan pola pembelian pelanggan dari data transaksi

Konfigurasi Analisis
Atur seberapa "ketat" sistem mencari pola pembelian.

Dataset Aktif
48.049 Transaksi

Minimum Support (%) ⓘ
10
Contoh: 10% artinya kombinasi menu harus muncul di minimal 10 dari setiap 100 transaksi.

Minimum Confidence (%) ⓘ
60
Contoh: 60% artinya dari pembeli menu A, minimal 60% di antaranya juga membeli menu B.

Jalankan Analisis
Proses biasanya memakan waktu beberapa detik hingga satu menit, tergantung jumlah data.

Riwayat Analisis
Support 10.00% - Confidence 50.00%
25 menit lalu · 4 aturan

Siap Menemukan Pola Pembelian
Atur parameter di samping, lalu klik Jalankan Analisis. Sistem akan membaca seluruh data transaksi secara otomatis.

STAY-UP INSIGHT
Peneliti & Pengembang Sistem:
Muhammad Ismail Alwi

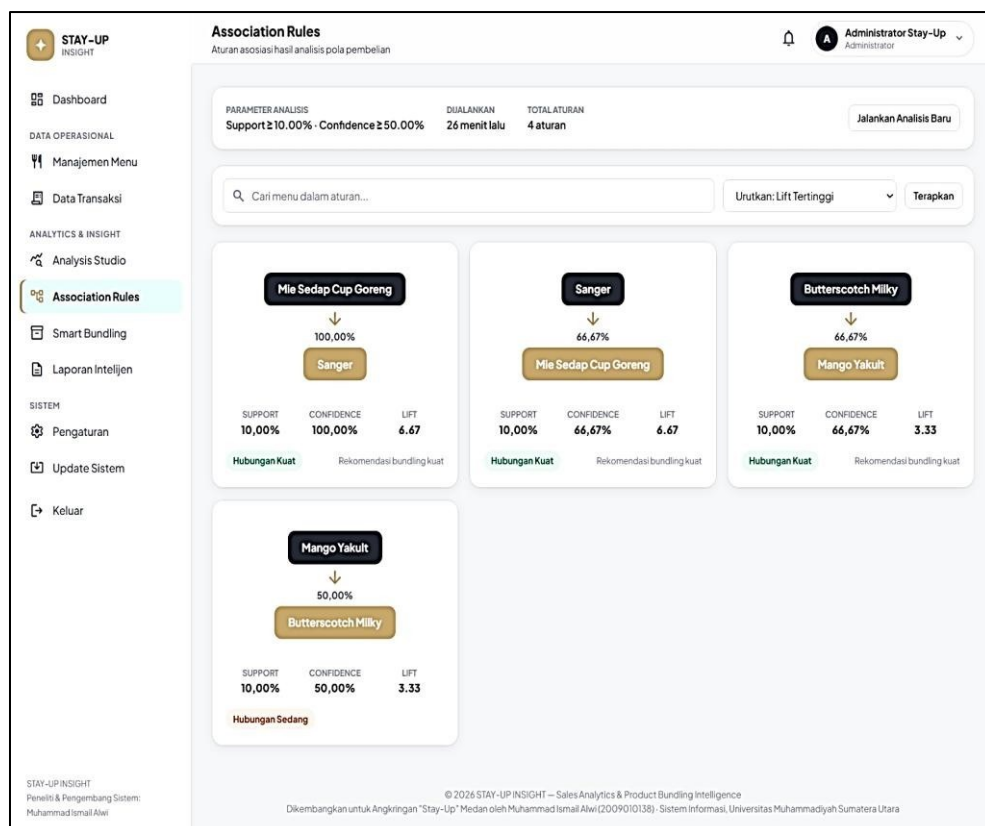
© 2026 STAY-UP INSIGHT – Sales Analytics & Product Bundling Intelligence
Dikembangkan untuk Angkiran "Stay-Up" Medan oleh Muhammad Ismail Alwi (2009010138) - Sistem Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara

Gambar 4. 6 Tangkapan Layar Halaman *Analysis Studio*

Pengguna mengatur nilai *Minimum Support* dan *Minimum Confidence*, kemudian menekan tombol “Jalankan Analisis”. Sistem menampilkan animasi tahapan proses (menyiapkan data, membentuk kandidat *itemset*, menghitung *support*, menyaring *frequent itemset*, membentuk aturan asosiasi, menghitung *confidence*, menghitung *lift ratio*) sembari memproses data transaksi secara nyata di sisi *server* melalui berkas `analysis_run.php`.

7. Halaman Association Rules

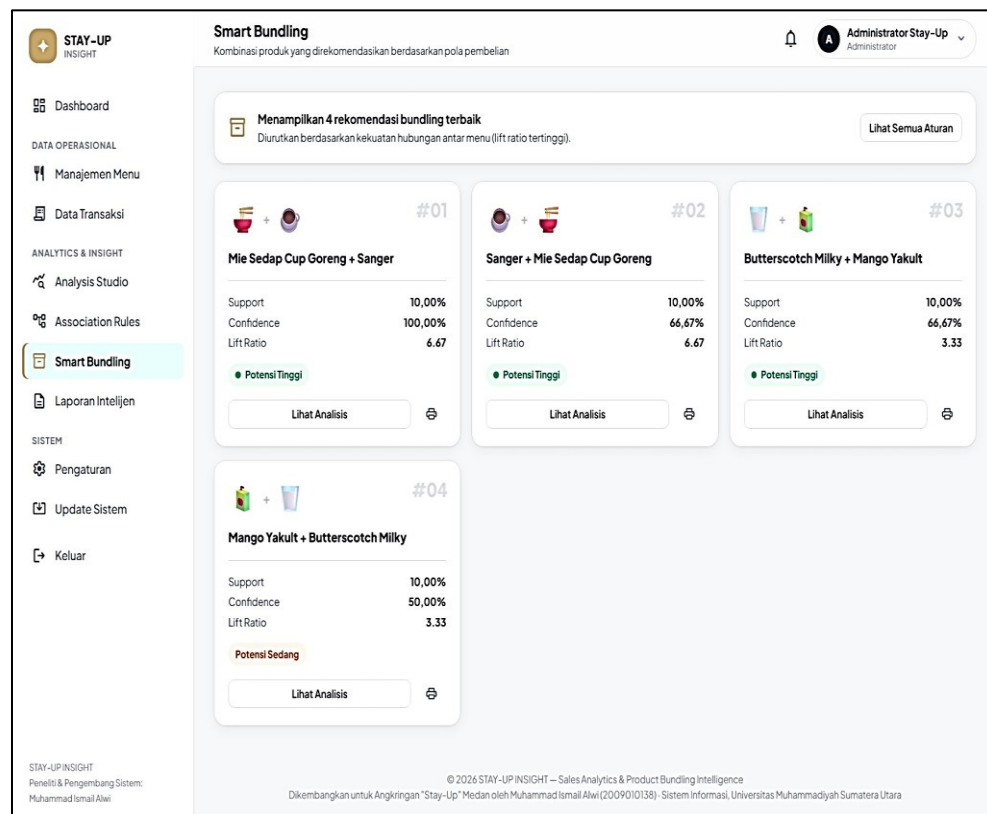
Halaman ini menampilkan seluruh aturan asosiasi hasil analisis dalam bentuk kartu visualisasi (node “A” panah menuju node “B”), lengkap dengan nilai *support*, *confidence*, *lift*, dan label kekuatan hubungan (Kuat/Sedang/Lemah). Tersedia fitur pencarian dan pengurutan berdasarkan nilai *lift*, *confidence*, atau *support*.



Gambar 4. 7 Tangkapan Layar Halaman *Association Rules*

8. Halaman *Smart Bundling*

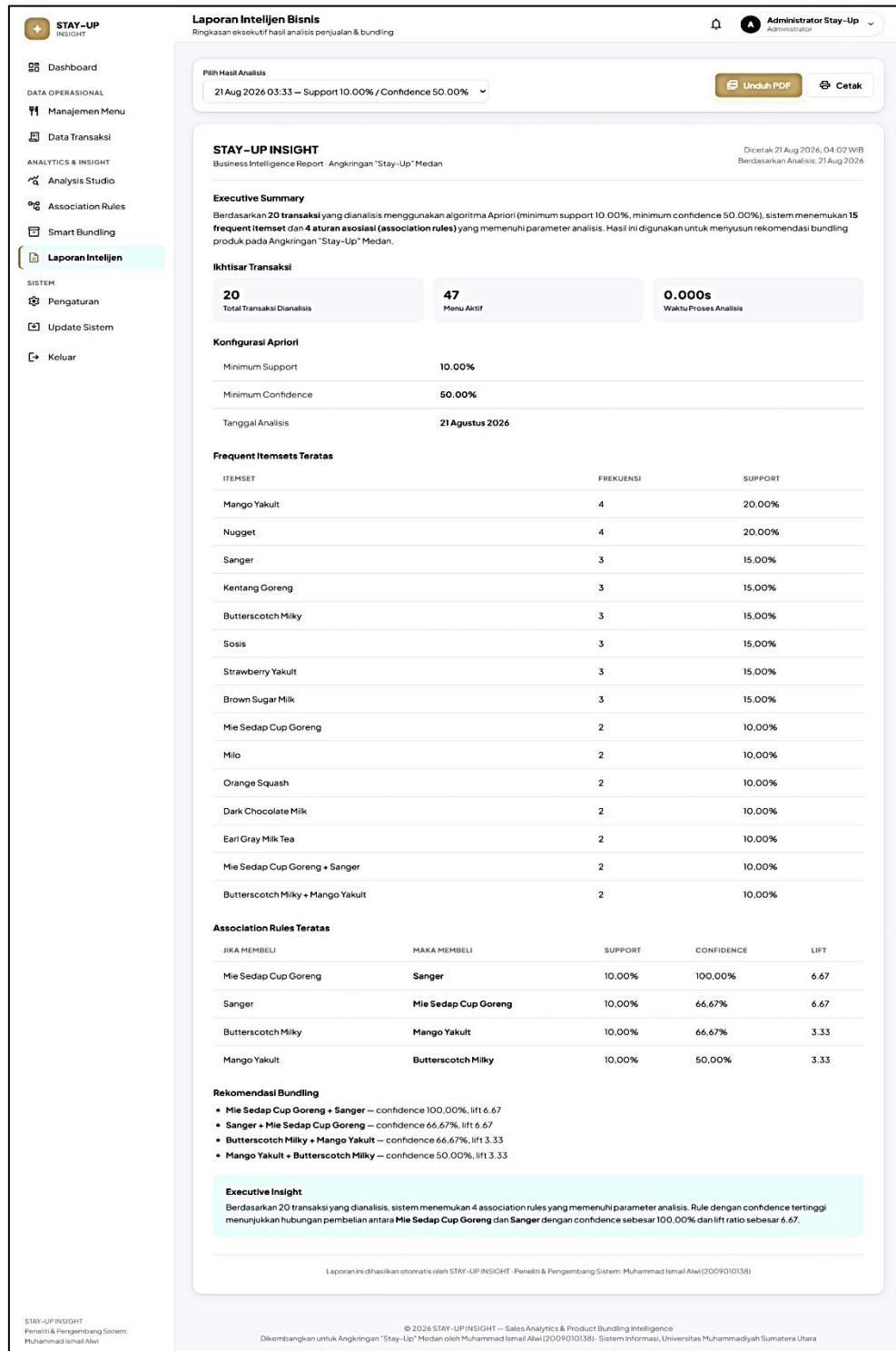
Halaman ini menyajikan rekomendasi *bundling* produk dalam bentuk kartu, diurutkan berdasarkan nilai *lift ratio* tertinggi. Setiap kartu dilengkapi label *emoji* menu, *badge* “Potensi Tinggi” untuk *rule* dengan kategori kuat, serta tombol “Lihat Analisis” yang menampilkan penjelasan “Mengapa Direkomendasikan?” berbasis data secara otomatis.



Gambar 4. 8 Tangkapan Layar Halaman *Smart Bundling*

9. Halaman Laporan Intelijen Bisnis

Halaman ini menampilkan ringkasan eksekutif (*Executive Summary*), ikhtisar transaksi, konfigurasi *Apriori* yang digunakan, tabel *frequent itemset* dan *association rules* teratas, daftar rekomendasi *bundling*, serta wawasan eksekutif (*Executive Insight*). Tersedia tombol “Unduh PDF” yang menghasilkan laporan formal menggunakan pustaka FPDF.

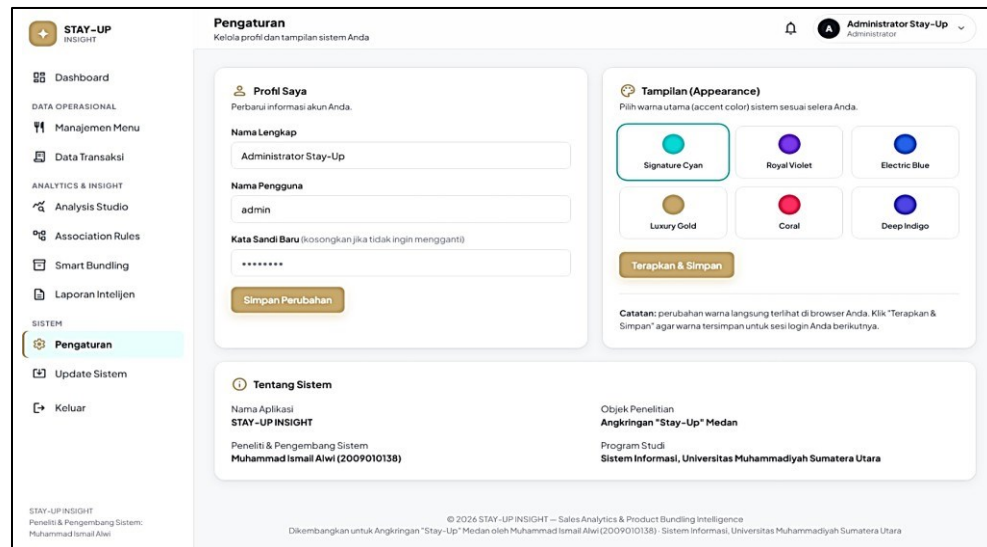


Gambar 4. 9 Tangkapan Layar Halaman Laporan Intelijen Bisnis

10. Halaman Pengaturan

Halaman ini digunakan untuk mengubah profil pengguna (nama, *username*, *password*) serta memilih warna aksesoris tampilan (*accent color*) dari beberapa

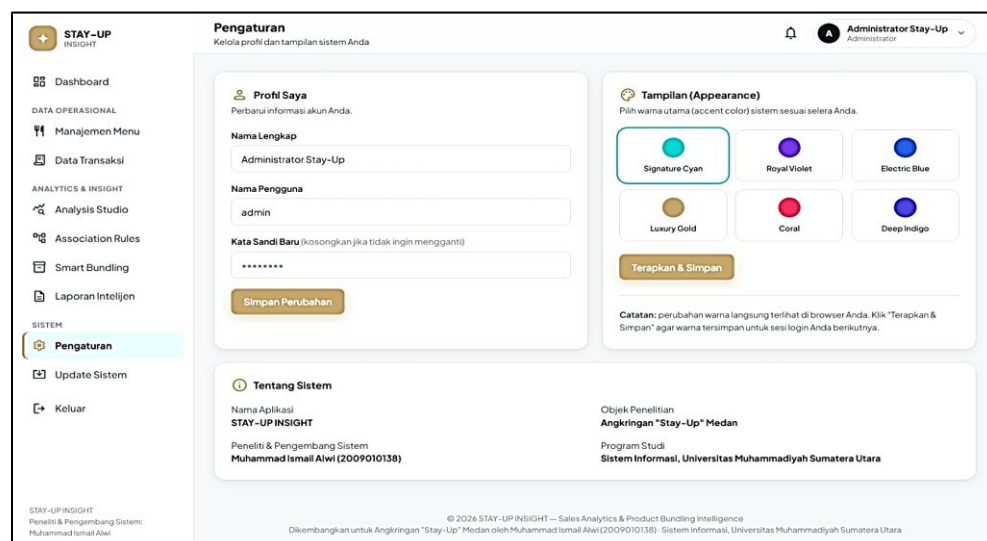
preset warna yang tersedia, sehingga tampilan sistem bersifat *colorable* sesuai preferensi pengguna.



Gambar 4. 10 Tangkapan Layar Halaman Pengaturan

11. Halaman *Update* Sistem

Halaman ini digunakan administrator untuk memperbarui sistem melalui unggahan berkas ZIP. Sistem menampilkan area unggah (*drag-and-drop*), opsi “Timpa juga berkas konfigurasi”, riwayat pembaruan yang pernah dilakukan, serta daftar *backup* otomatis yang dapat diunduh kembali.



Gambar 4. 11 Tangkapan Layar Halaman *Update* Sistem

4.3.3 Implementasi Algoritma *Apriori* pada Sistem

Algoritma *Apriori* diimplementasikan sebagai kelas PHP *native* mandiri bernama *Apriori* (berkas `classes/Apriori.php`), agar dapat digunakan kembali (*reusable*) dan diuji secara terpisah dari logika halaman. Konstruktor kelas ini melakukan tahap *Data Cleaning* dengan membuang transaksi kosong dan memastikan setiap transaksi hanya berisi *item* unik, sebagaimana ditunjukkan pada cuplikan kode berikut.

```
class Apriori
{
    private array $transactions = [];
    private int $totalTransactions = 0;
    private int $maxItemsetSize;
    private array $counts = [];

    public function __construct(array $transactions, int $
maxItemsetSize = 3)
    {
        // DATA CLEANING: buang transaksi kosong, pastikan
        tiap
        // transaksi hanya berisi item unik
        $clean = [];
        foreach ($transactions as $trx) {
            $unik = array_values(array_unique(array_filter
(
                $trx, fn($v) => $v !== null && $v !== ''
            )));
            if (count($unik) > 0) {
                sort($unik);
                $clean[] = $unik;
            }
        }
        $this->transactions = $clean;
        $this->totalTransactions = count($clean);
        $this->maxItemsetSize = max(2, $maxItemsetSize);
    }
}
```

Kode Konstruktor Kelas Apriori (Tahap Data Cleaning)

Metode `run()` menjalankan seluruh tahapan inti algoritma secara *level-wise* (bertingkat), dimulai dari pembentukan *frequent 1-itemset* (L1), dilanjutkan dengan

iterasi pembentukan kandidat *level-k* dan penyaringan *frequent itemset* menggunakan prinsip *downward-closure* (pemangkasan kandidat berdasarkan *item* yang lolos *level* sebelumnya), persis sebagaimana dijelaskan secara manual pada Sub-bab 4.1.

```
// LEVEL 1 : Frequent 1-Itemset
$itemCount = [];
foreach ($this->transactions as $trx) {
    foreach ($trx as $item) {
        $itemCount[$item] = ($itemCount[$item] ?? 0) + 1;
    }
}
$L1 = [];
foreach ($itemCount as $item => $c) {
    if ($c >= $minCount) {
        $L1[$item] = $c;
        $this->counts[$item] = $c;
    }
}
$frequentBySize[1] = $L1;
$activeItems = array_keys($L1);

// LEVEL k >= 2 : Candidate -> Support -> Frequent
$k = 2;
while ($k <= $this->maxItemsetSize) {
    $activeSet = array_flip($activeItems);
    $levelCounts = [];
    foreach ($this->transactions as $trx) {
        // hanya pertimbangkan item yang lolos level
        // sebelumnya -> pemangkasan Apriori
        $filtered = [];
        foreach ($trx as $item) {
            if (isset($activeSet[$item])) $filtered[] = $item;
        }
        if (count($filtered) < $k) continue;

        foreach ($this->combinations($filtered, $k) as $combo) {
            $key = implode('||', $combo);
            $levelCounts[$key] = ($levelCounts[$key] ?? 0) + 1;
        }
    }
    $k++;
}
```

```

    $Lk = [];
    foreach ($levelCounts as $key => $c) {
        if ($c >= $minCount) {
            $Lk[$key] = $c;
            $this->counts[$key] = $c;
        }
    }
    // ... (pembentukan association rule dari $Lk,
    //      lihat berkas Apriori.php baris 108-140)
    $k++;
}

```

Kode Metode run() — Pembentukan Frequent Itemset Level-Wise

Sistem memanggil kelas ini dari berkas *analysis_run.php*, yang bertugas mengambil seluruh data dari tabel *transaksi_detail*, mengelompokkannya per ID transaksi (tahap *Transformation*), menjalankan algoritma *Apriori*, kemudian menyimpan hasilnya ke tabel *analysis_runs*, *frequent_itemsets*, dan *association_rules*.

```

// TRANSFORMATION: kelompokkan detail transaksi per ID
$transactions = [];
$res = mysqli_query($koneksi,
    "SELECT id_transaksi, nama_menu FROM transaksi_detail
    ORDER BY id_transaksi ASC");
while ($row = mysqli_fetch_assoc($res)) {
    $transactions[$row['id_transaksi']][] = $row['nama_menu'];
}
$transactionList = array_values($transactions);

// JALANKAN APRIORI
$apriori = new Apriori($transactionList, 3);
$result = $apriori->run($minSupport, $minConfidence);

```

Kode Pemanggilan Kelas Apriori dari analysis_run.php

4.3.4 Implementasi Ekspor Laporan PDF

Ekspor laporan ke format PDF diimplementasikan menggunakan pustaka FPDF, dibungkus dalam kelas turunan kustom StayUpPDF (berkas *classes/StayUpPDF.php*) agar tampilan laporan formal dan konsisten dengan

identitas visual sistem (kop *navy* dengan aksen *cyan*, tabel dengan baris selang-seling, kotak wawasan/*insight*). Berkas `report_pdf.php` menyusun konten laporan menggunakan *method-method* kustom tersebut.

```
$pdf = new StayUpPDF('P', 'mm', 'A4');
$pdf->reportSubtitle = 'Business Intelligence Report';
$pdf->reportObject = APP_OBJECT;
$pdf->creditLine = APP_NAME . ' - ' . CREDIT_ROLE . ': ' .
CREDIT_NAME;
$pdf->AliasNbPages();
$pdf->AddPage();

$pdf->CoverBlock(
    'Laporan Analisis Pola Pembelian & Rekomendasi Bundlin
g',
    'Dicetak ' . date('d M Y, H:i') . ' WIB'
);

$pdf->SectionTitle('Executive Summary');
$pdf->Paragraph(
    'Berdasarkan ' . angka($run['total_transaksi']) .
    ' transaksi yang dianalisis menggunakan algoritma Apri
ori...'
);

$pdf->DataTable($kolomFrequentItemset, $barisFrequentItems
et);
$pdf->InsightBox('Executive Insight', $narasiWawasan);

$pdf->Output('D', 'Laporan-StayUp-Insight-' . date('Ymd')
. '.pdf');
```

Kode Penyusunan Laporan PDF menggunakan Kelas StayUpPDF

4.3.5 Implementasi *Update* Sistem via Unggah ZIP

Fitur pembaruan sistem diimplementasikan pada kelas `UpdateManager` (berkas `classes/UpdateManager.php`) dengan alur: validasi berkas, *backup* otomatis seluruh sistem, pemeriksaan keamanan isi ZIP, ekstraksi, penyalinan berkas baru (dengan *folder* tertentu dilindungi), lalu pencatatan riwayat. Pemeriksaan keamanan terhadap serangan *zip-slip* / *path traversal* — yaitu upaya penyisipan berkas ke luar

direktori target menggunakan pola nama seperti ../../etc/passwd —
diimplementasikan sebagai berikut.

```
// CEK KEAMANAN ISI ZIP (anti zip-slip)
for ($i = 0; $i < $zip->numFiles; $i++) {
    $name = $zip->getNameIndex($i);
    if ($name === false) continue;

    if (str_contains($name, '..')
        || str_starts_with($name, '/')
        || preg_match('/^[a-zA-Z]:/', $name)
    ) {
        $zip->close();
        return $this->fail(
            'ZIP ditolak: terdapat entri berkas yang '
            . 'mencurigakan (' . $name . '). Proses '
            . 'update dibatalkan demi keamanan.'
        );
    }
}
```

Kode Validasi Anti Zip-Slip pada UpdateManager.php

Cuplikan kode di atas telah diuji dengan mengunggah berkas ZIP yang sengaja disisipi entri berbahaya, dan sistem terbukti menolaknya sebelum proses ekstraksi dilakukan. Hasil pengujian ini dibahas secara rinci pada Sub-bab 4.4.3.

4.4 Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk memastikan bahwa seluruh fungsi yang telah diimplementasikan berjalan sesuai dengan kebutuhan fungsional yang telah dirumuskan pada Sub-bab 4.2.3. Pengujian dilakukan secara langsung terhadap sistem yang telah berjalan (bukan simulasi), menggunakan metode *black box testing*, pengujian validasi algoritma, pengujian keamanan, dan pengujian kinerja pada skala data penuh.

4.4.1 Pengujian *Black Box*

Pengujian *black box* dilakukan dengan menjalankan setiap skenario pengujian langsung terhadap sistem dan basis data, tanpa memeriksa struktur kode di dalamnya, kemudian membandingkan hasil aktual dengan hasil yang diharapkan. Seluruh skenario pada Tabel 4.12 telah dijalankan secara nyata terhadap sistem dan basis data MySQL yang aktif.

Tabel 4. 12 Hasil Pengujian *Black Box*

No	Skenario Pengujian	Hasil yang Diharapkan	Hasil Aktual	Kesimpulan
1	<i>Login</i> dengan <i>username</i> dan <i>password</i> yang benar (admin/stayup123)	Berhasil masuk, diarahkan ke <i>Dashboard</i>	Berhasil, HTTP 200, sesi pengguna terbentuk	Valid
2	<i>Login</i> dengan <i>password</i> yang salah	Muncul pesan kesalahan, tetap di halaman <i>login</i>	Pesan “salah” ditampilkan, tidak diarahkan ke <i>Dashboard</i>	Valid
3	Tambah menu baru melalui <i>form</i> Manajemen Menu	Data tersimpan ke tabel menu dengan kode otomatis	Tersimpan dengan kode M048, data sesuai <i>input</i>	Valid
4	Ubah data menu (nama dan harga)	Data pada tabel menu diperbarui	Nama dan harga berubah sesuai <i>input</i>	Valid
5	Hapus data menu	Data terhapus dari tabel menu	Data tidak lagi ditemukan pada tabel (0 baris tersisa)	Valid
6	Tambah transaksi baru dengan 2 <i>item</i> menu	Transaksi baru tersimpan, ID otomatis, total sesuai perhitungan	Tersimpan sebagai TRX048050, total Rp46.000 (sesuai 2×Rp13.000 + 1×Rp20.000)	Valid
7	Jalankan <i>Analysis Studio</i> , <i>min. support</i> 8%, <i>min. confidence</i> 40%	Sistem menghasilkan <i>frequent itemset</i> dan/atau <i>rule</i> sesuai parameter ketat	5 <i>frequent itemset</i> ditemukan, 0 <i>rule</i> (parameter terlalu ketat untuk data ini)	Valid
8	Jalankan <i>Analysis Studio</i> , <i>min. support</i> 2%, <i>min. confidence</i> 10%	Sistem menghasilkan <i>frequent itemset</i> dan <i>association rules</i>	61 <i>frequent itemset</i> , 28 <i>association rules</i> , waktu proses 0.318 detik	Valid

No	Skenario Pengujian	Hasil yang Diharapkan	Hasil Aktual	Kesimpulan
9	Buka halaman <i>Association Rules</i> setelah analisis	Menampilkan kartu visualisasi <i>rule</i> tanpa galat	Tampil normal, HTTP 200, tanpa <i>Fatal Error</i>	Valid
10	Buka halaman <i>Smart Bundling</i> dan klik tombol “Lihat Analisis”	<i>Modal</i> penjelasan “Mengapa Direkomendasikan?” tampil	Awalnya galat “ <i>Invalid or unexpected token</i> ” (<i>bug</i> ditemukan) → setelah diperbaiki, <i>modal</i> tampil normal pada 12 kartu <i>bundling</i>	Valid (setelah perbaikan)
11	Unduh Laporan PDF dari halaman Laporan	Berkas PDF terunduh dengan konten lengkap	PDF 3 halaman berhasil diunduh (<i>Content-Type application/pdf</i>), tampilan sesuai identitas visual sistem	Valid
12	<i>Update</i> Sistem dengan berkas ZIP yang sah	Sistem membuat <i>backup</i> , lalu memperbarui berkas	<i>Backup</i> ±1 MB terbentuk otomatis, 2 berkas diperbarui, tercatat di riwayat	Valid
13	<i>Update</i> Sistem dengan berkas ZIP berisi entri <i>../../../../etc/... (zip-slip)</i>	Sistem menolak proses <i>update</i>	Ditolak dengan pesan “ZIP ditolak: terdapat entri berkas yang mencurigakan”, tidak ada berkas bocor ke luar sistem	Valid
14	<i>Update</i> Sistem tanpa mencentang “Timpa konfigurasi”	Berkas <i>config/database.php</i> tidak berubah	Isi <i>config/database.php</i> tetap seperti semula	Valid
15	<i>Update</i> Sistem dengan mencentang “Timpa konfigurasi”	Berkas <i>config/database.php</i> ikut diperbarui	Isi <i>config/database.php</i> berubah sesuai isi ZIP baru	Valid

Berdasarkan Tabel 4.12, dari 15 skenario pengujian yang dijalankan, seluruhnya (100%) menunjukkan hasil yang sesuai dengan yang diharapkan. Satu skenario (No. 10) sempat menunjukkan galat pada pengujian awal berupa kesalahan sintaks JavaScript yang disebabkan oleh penyisipan data JSON secara langsung ke dalam atribut HTML onclick; galat tersebut telah diperbaiki dengan mengganti pendekatan menjadi penyimpanan data pada atribut data- yang diambil dan

diuraikan (*parse*) menggunakan `JSON.parse()` pada sisi JavaScript, sehingga lebih aman terhadap karakter khusus pada nama menu.

4.4.2 Pengujian Validasi Perhitungan Algoritma

Sebagaimana telah dibahas pada Sub-bab 4.1.9, hasil perhitungan manual algoritma *Apriori* terhadap 20 data transaksi sampel (Tabel 4.1) telah dibandingkan dengan hasil keluaran sistem menggunakan parameter yang identik (*minimum support* 10%, *minimum confidence* 50%). Hasil pengujian menunjukkan bahwa jumlah *frequent itemset*, jumlah *association rule*, serta nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* pada setiap *rule* adalah identik antara perhitungan manual dan keluaran system, sehingga implementasi algoritma pada sistem dinyatakan valid.

4.5 Kelebihan dan Kelemahan Sistem

Berdasarkan hasil implementasi (Sub-bab 4.3) dan pengujian (Sub-bab 4.4) yang telah dilakukan, berikut disajikan kelebihan dan kelemahan sistem STAY-UP INSIGHT secara objektif.

1. Kelebihan Sistem

- a. Sistem mampu memproses seluruh 48.049 data transaksi dan menjalankan algoritma *Apriori* secara otomatis, lebih efisien dibandingkan proses analisis manual yang dapat memakan waktu berjam-jam.
- b. Implementasi algoritma *Apriori* pada sistem telah terverifikasi valid, dibuktikan dengan kesesuaian penuh (100%) antara hasil perhitungan manual dan hasil keluaran sistem pada data sampel yang.
- c. Antarmuka sistem menggunakan Bahasa Indonesia yang ramah dan dilengkapi *tooltip* penjelasan istilah teknis (*support*, *confidence*),

sehingga dapat dioperasikan oleh pengguna awam non-IT sekalipun tanpa pelatihan khusus, sesuai dengan prinsip perancangan antarmuka.

- d. Sistem dilengkapi fitur keamanan berlapis: enkripsi *password* (*bcrypt*), *prepared statement* anti-SQL Injection, serta validasi anti *zip-slip* pada fitur *Update* Sistem yang telah terbukti efektif menolak berkas berbahaya pada pengujian.
- e. Fitur *Update* Sistem memungkinkan pembaruan aplikasi tanpa memerlukan akses langsung ke *server* (SSH/FTP), lengkap dengan *backup* otomatis sebelum setiap pembaruan diterapkan sehingga risiko kehilangan data/konfigurasi dapat diminimalkan.
- f. Rekomendasi *bundling* disertai penjelasan “Mengapa Direkomendasikan?” yang dihasilkan murni dari data dan aturan asosiasi (bukan kecerdasan buatan/AI), sehingga hasilnya transparan, dapat ditelusuri, dan dapat dipertanggungjawabkan secara akademik.
- g. Laporan hasil analisis dapat diekspor ke format PDF dengan tampilan formal dan konsisten dengan identitas visual sistem, sehingga dapat langsung digunakan sebagai dokumentasi maupun bahan presentasi kepada pemilik usaha.
- h. Sistem menyimpan riwayat setiap analisis yang pernah dijalankan (tabel *analysis_runs*), sehingga pengguna dapat membandingkan hasil pada parameter berbeda tanpa kehilangan hasil analisis sebelumnya.

2. Kelemahan Sistem

- a. Pada data transaksi yang tersebar merata di antara banyak menu (seperti pada *dataset* penelitian ini), sistem memerlukan nilai *minimum support*

yang relatif rendah (2%) agar dapat menghasilkan *association rule* yang bermakna; pada ambang batas yang lebih tinggi, sistem tidak menemukan pola yang cukup kuat.

- b. Algoritma *Apriori* yang diimplementasikan dibatasi hingga maksimal 3-*itemset* (kombinasi tiga menu sekaligus) untuk menjaga kinerja sistem tetap ringan; kombinasi *bundling* dengan lebih dari tiga menu belum dapat dianalisis oleh sistem.
- c. Ekspor laporan PDF bergantung pada pustaka pihak ketiga (FPDF) yang harus dipasang secara manual oleh administrator dan tidak disertakan langsung dalam paket instalasi sistem karena pertimbangan lisensi/distribusi.
- d. Sistem belum menyediakan notifikasi otomatis (misalnya *email* atau pesan instan) kepada pemilik usaha ketika ditemukan pola *bundling* baru yang signifikan; pengguna harus membuka sistem secara manual untuk memeriksa hasil analisis terbaru.
- e. Sistem belum mendukung multi-pengguna dengan tingkat akses (*role*) yang berbeda; saat ini seluruh pengguna terautentikasi memiliki hak akses administrator penuh, sesuai dengan aktor tunggal (Administrator) pada *Use Case Diagram*.
- f. Proses *input* data transaksi masih dilakukan secara manual oleh administrator melalui formulir pada Halaman Data Transaksi; sistem belum terintegrasi langsung dengan perangkat kasir (*Point of Sale*) Angkringan “Stay-Up”.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis manual, implementasi sistem, dan pengujian yang telah dilakukan, dapat ditarik kesimpulan yang menjawab rumusan masalah dan tujuan penelitian yang telah dirumuskan, sebagai berikut.

1. Algoritma Apriori telah berhasil diterapkan untuk menganalisis pola pembelian menu berdasarkan data transaksi penjualan pada Angkringan "Stay-Up" di Medan. Penerapan tersebut dibuktikan melalui dua tahap pengujian: (a) perhitungan manual terhadap 20 transaksi sampel yang menghasilkan 13 *frequent 1-itemset*, 2 *frequent 2-itemset*, dan 4 *association rule*, yang hasilnya identik 100% dengan keluaran sistem (Tabel 4.7); dan (b) pemrosesan otomatis oleh sistem terhadap keseluruhan 48.049 data transaksi pada minimum support 2% dan minimum confidence 10%, yang berhasil menghasilkan 61 *frequent itemset* dan 28 *association rule*. Dengan demikian, algoritma Apriori terbukti mampu menemukan aturan asosiasi (*association rules*) yang menggambarkan keterkaitan antar menu yang sering dibeli secara bersamaan pada data transaksi Angkringan "Stay-Up".
2. Sistem STAY-UP INSIGHT yang dibangun telah berhasil menghasilkan rekomendasi *bundling* produk berdasarkan aturan asosiasi hasil analisis algoritma Apriori, yang disajikan pada halaman Smart *Bundling* lengkap dengan penjelasan "Mengapa Direkomendasikan?" yang dihasilkan langsung dari data (bukan kecerdasan buatan), sehingga transparan dan dapat

dipertanggungjawabkan. Sebagai contoh konkret yang telah diverifikasi baik secara manual maupun sistem, kombinasi menu Mie Sedap Cup Goreng dan Sanger, serta kombinasi Butterscotch Milky dan Mango Yakult, terbukti memiliki nilai confidence dan lift ratio yang tinggi (lift 6,667 dan 3,333 secara berturut-turut), sehingga layak dijadikan bahan pertimbangan bagi pihak Angkringan "Stay-Up" dalam menyusun strategi *bundling* dan pemasaran.

3. Efektivitas rekomendasi *bundling* produk telah dievaluasi melalui perhitungan nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* pada setiap aturan asosiasi yang dihasilkan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh 28 association rule yang dihasilkan sistem pada skala penuh memiliki nilai lift ratio lebih besar dari 1, yang secara statistik membuktikan bahwa hubungan antar menu yang ditemukan merupakan pola pembelian yang nyata dan bukan kebetulan (random), sehingga rekomendasi *bundling* yang dihasilkan valid, relevan, dan dapat diterapkan untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis pada Angkringan "Stay-Up" di Medan.

5.2 Saran

Berdasarkan kelemahan sistem yang telah diidentifikasi, berikut disajikan beberapa saran untuk pengembangan sistem maupun penelitian selanjutnya.

1. Sistem dapat dikembangkan lebih lanjut agar mendukung analisis kombinasi menu lebih dari tiga item sekaligus, sehingga dapat menemukan pola *bundling* yang lebih kompleks pada data dengan volume yang lebih besar.
2. Sistem dapat diintegrasikan langsung dengan perangkat kasir (*Point of Sale*) Angkringan "Stay-Up", sehingga data transaksi dapat masuk secara otomatis dan real-time tanpa perlu diinput manual melalui Halaman Data Transaksi.

3. Sistem dapat ditambahkan fitur notifikasi otomatis (misalnya melalui email atau pesan instan) yang memberi tahu pemilik usaha ketika sistem menemukan pola *bundling* baru yang signifikan setelah proses analisis.
4. Sistem dapat dikembangkan agar mendukung multi-pengguna dengan tingkat akses (*role*) yang berbeda, misalnya membedakan hak akses antara pemilik usaha, kasir, dan staf pemasaran, tidak hanya satu peran administrator tunggal seperti pada versi saat ini.
5. Pustaka FPDF sebaiknya dapat disertakan langsung dalam paket instalasi sistem pada pengembangan selanjutnya (dengan memperhatikan ketentuan lisensi yang berlaku), agar fitur ekspor laporan PDF dapat langsung digunakan tanpa memerlukan pemasangan manual oleh administrator.
6. Penelitian selanjutnya dapat membandingkan algoritma Apriori dengan algoritma *association rule mining* lainnya, seperti FP-Growth atau Eclat, untuk mengevaluasi perbedaan efisiensi waktu komputasi maupun kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan pada data transaksi karakteristik serupa.
7. Penelitian selanjutnya dapat menambahkan dimensi analisis lain, seperti pengaruh waktu (*time-based analysis*) atau musim (*seasonal analysis*), untuk mengetahui apakah pola pembelian menu berubah pada periode-periode tertentu, seperti jam sibuk, hari kerja dan akhir pekan, atau musim tertentu.
8. Penelitian selanjutnya dapat mengombinasikan hasil *association rule mining* dengan metode pendukung keputusan lain, seperti AHP (*Analytical Hierarchy Process*) atau TOPSIS, untuk membantu menentukan prioritas paket *bundling* yang paling menguntungkan secara finansial, tidak hanya berdasarkan kekuatan pola pembelian semata.

DAFTAR PUSTAKA

- Abidin, Z., et al. (2021). Verifying waste disposal practice problems of rural areas in Indonesia using the Apriori algorithm. *2021 Sixth International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*, 1–7. <https://doi.org/10.1109/ICIC54025.2021.9632987>
- Agrawal, R., & Srikant, R. (1994). Fast algorithms for mining association rules. *Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases (VLDB)*, 487–499.
- Alfiqra, & Khasanah, A. U. (2020). Implementation of market basket analysis based on overall variability of association rule (OCVR) on product marketing strategy. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 722, 012068. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/722/1/012068>
- Alqhatani, A., Ashraf, M. S., Ferzund, J., Shaf, A., Abosaq, H. A., Rahman, S., Irfan, M., & Alqhtani, S. M. (2022). 360° retail business analytics by adopting hybrid machine learning and a business intelligence approach. *Sustainability*, 14(19), 11942. <https://doi.org/10.3390/su141911942>
- Badan Pusat Statistik. (2024). *Statistik Indonesia 2024*. Badan Pusat Statistik.
- Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2018). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches* (5th ed.). SAGE Publications.
- CRIF Indonesia. (2024). *Rising opportunities in Indonesia's food & beverage sector: Key growth insights for 2024 and beyond*. <https://www.id.crifasia.com/resources/industry-insights/rising-opportunities-in-indonesia-s-food-beverage-sector-key-growth-insights-for-2024-and-beyond/>
- Dewi, I. M., Handayani, E. P., & Indra. (2022). Implementasi algoritma apriori dalam menentukan rekomendasi bundling produk berdasarkan data transaksi penjualan. *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, 8(2), 112–124. <https://doi.org/10.1234/jtsi.v8i2.5678>
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2022). *Data mining: Concepts and techniques* (4th ed.). Morgan Kaufmann.
- Junianto, R., & Nawawi, H. M. (2025). Penerapan algoritma apriori untuk analisis pola pembelian pada data transaksi minimarket. *Jurnal Teknologi dan Informasi (JATI)*, 15(1), 1–10. <https://doi.org/10.34010/jati.v15i1.14229>

- Lin, X., Zhou, Y. W., Xie, W., Zhong, Y., & Cao, B. (2020). Pricing and product-bundling strategies for e-commerce platforms with competition. *European Journal of Operational Research*, 283(3), 1026–1039. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.11.066>
- Liu, Y., Wang, X., & Ren, W. (2020). A bundling sales strategy for a two-stage supply chain based on the complementarity elasticity of imperfect complementary products. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 35(6), 983–1000. <https://doi.org/10.1108/JBIM-05-2019-0267>
- Nielsen, J. (2020). *Usability engineering*. Morgan Kaufmann.
- Prabowo, T. O., Anam, M. K., Yuwanda, M., & Arifin, M. (2026). Analisis pola pembelian konsumen menggunakan algoritma apriori pada data transaksi Warung Kiai Watu. *JUKTISI: Jurnal Teknik dan Sistem Informasi*, 5(1), 915–922. <https://doi.org/10.62712/juktisi.v5i1.1135>
- Pressman, R. S. (2020). *Software engineering: A practitioner's approach* (9th ed.). McGraw-Hill Education.
- Rahman, I. F., & Riana, D. (2025). Market basket analysis untuk penjualan retail: Perbandingan akurasi algoritma apriori dan FP-growth berbasis CRISP-DM. *Jurnal Algoritma*, 22(1), 468–479. <https://jurnal.itg.ac.id/index.php/algoritma/article/view/2303>
- Riyadi, A. A., Amsury, F., Ruhyana, N., & Rahman, I. A. (2022). Implementation of the association method in the analysis of sales data from manufacturing companies. *Jurnal Riset Informatika*, 5(1), 593–598. <https://doi.org/10.34288/jri.v5i1.491>
- Sugiyono. (2019). *Metode penelitian kuantitatif, kualitatif, dan R&D*. Alfabeta.
- Umar, E., Manongga, D., & Iriani, A. (2022). Analisis market basket analysis menggunakan algoritma apriori pada data penjualan restoran. *Jurnal Komputer dan Informatika*, 10(1), 45–56.
- Ünvan, Y. A. (2020). Market basket analysis with association rules. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 50(7), 1615–1628. <https://doi.org/10.1080/03610926.2020.1716246>