

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu memiliki peran penting sebagai dasar dan acuan bagi penelitian yang sedang dilakukan. Dengan meninjau berbagai penelitian sebelumnya, peneliti dapat memahami bagaimana topik serupa telah dikaji, metode apa yang digunakan, serta hasil apa saja yang telah dicapai. Dari situ, peneliti juga bisa melihat bagian mana yang masih bisa dikembangkan atau diperbaiki. Dalam penelitian ini, fokus pembahasan adalah tentang data mining, terutama penerapan algoritma Apriori yang berguna untuk menemukan pola atau hubungan antar produk dalam data transaksi penjualan.

Secara sederhana, data mining adalah proses menggali informasi penting dari sekumpulan data yang besar. Salah satu metode yang sering digunakan dalam bidang ini adalah Market Basket Analysis, yaitu metode untuk melihat hubungan antar produk yang sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan. Dengan bantuan algoritma Apriori, hubungan antar item dapat diketahui dengan menghitung nilai support, confidence, dan lift ratio. Hasil dari proses ini biasanya digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis, seperti mengatur tata letak produk, membuat strategi promosi, atau mengelola stok barang agar lebih efisien.

Beberapa penelitian sebelumnya telah membuktikan bahwa algoritma Apriori efektif digunakan untuk menemukan pola pembelian konsumen pada berbagai jenis usaha, baik di toko ritel, supermarket, maupun toko online. Setiap penelitian memang memiliki perbedaan dalam hal jumlah data, karakteristik transaksi, dan parameter yang digunakan, tetapi semuanya memiliki tujuan yang sama, yaitu menemukan pola hubungan antar produk yang bermanfaat bagi strategi bisnis.

Oleh karena itu, mempelajari penelitian-penelitian terdahulu menjadi hal penting agar penelitian ini memiliki dasar yang kuat dan dapat dibandingkan dengan hasil penelitian sebelumnya. Beberapa penelitian yang berkaitan dengan penerapan algoritma Apriori dalam data mining dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu Terkait

No	Penulis	Topik Penelitian	Variabel Penelitian	Sampel Penelitian	Teknik Analisis	Hasil
1	Aditya Prasetya, Septi Andriana	Rancang Bangun Inventarisasi Barang menggunakan Algoritma Apriori Sebagai Data Mining	a. Data transaksi b. produk fashion c. frekuensi pembelian	220 transaksi penjualan (27 jenis barang) periode November 22-28, 2020	Algoritma Apriori, Market Basket Analysis	Aplikasi yang dibuat menghasilkan output identik dengan perhitungan manual, terbukti dapat membantu manajemen tata letak barang dan ketersediaan inventori. 4 aturan asosiasi yang memenuhi kriteria (support $\geq 20\%$, confidence $\geq 70\%$): Algoritma Apriori berhasil memberikan rekomendasi penempatan buku yang meningkatkan efisiensi pencarian berdasarkan pola peminjaman bersama Kemanfaatan 90,29%, Tampilan antarmuka 93,33%, Penggunaan 98%
2	Agung Handayanto, Rahmat Robi Waliyansyah	Rancang Bangun Sistem Informasi Perpustakaan Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Penentuan Penempatan Buku Di SMAN 1 Warureja Kabupaten Tegal	a. Pola peminjaman buku b. penempatan buku optimal c. lift ratio	Data peminjaman buku dengan 3 penguji Black Box, 5 responden UAT	Algoritma Apriori	Berhasil mengidentifikasi 18 pola belanja konsumen dengan akurasi prediksi 85%
3	Hidayatullah Al Islami	Penerapan Metode Asosiasi Datamining Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Melakukan Pola Analisis Belanja Konsumen	a. Data konsumen b. item pembelian c. frequent pattern	5,045 transaksi dari bulan januari sampai dengan bulan agustus 2016	Association Rule Mining, Algoritma Apriori	Mengidentifikasi pola pembelian produk perishable dengan aturan asosiasi terkuat pada kombinasi roti manis dan minuman
4	Nulngafan & Sibyan	Pola Pembelian Konsumen Dengan Metode Market Basket Analysis pada Perishable Product di Toko Roti Ikobana Bakery	a. Data transaksi produk perishable b. waktu pembelian c. jenis produk roti	1000 transaksi promosi, 4593 transaksi reguler	Market Basket Analysis, Algoritma Apriori	Optimalisasi algoritma Apriori dengan
5	Indah & Wulan	Algoritma Apriori untuk	a. Frequent	Dataset	Algoritma Apriori,	

No	Penulis	Topik Penelitian	Variabel Penelitian	Sampel Penelitian	Teknik Analisis	Hasil
		Pencarian Frequent Itemset dalam Association Rule Mining	itemset b. minimum support c. candidate generation	Supermarket yang terdiri dari 12 atribut dan 108.131 transaksi	Frequent Itemset Mining	efisiensi pencarian frequent itemset meningkat 25%
6	Hamdani	Application of Association Rule Method Using Apriori Algorithm to Find Sales Patterns Case Study of Indomaret Tanjung Anom	a. Data penjualan Indomaret b. kategori produk c. waktu transaksi	Sampel penelitian dengan 2500 data transaksi Indomaret	Apriori Algorithm, Association Rule Method	Menemukan 14 pola penjualan utama dengan support minimum 15% dan confidence 65%
7	Milqi & Yelita	Association Rules Mining for Designing Product Bundling Strategy (Study Case at a Cafe in Jakarta)	a. Data transaksi b. product categories c. customer behavior	Sampel menggunakan 3100 data transaksi	Apriori Algorithm, Market Basket Analysis	Mengidentifikasi 25 hubungan antar item dengan lift value > 1.5 untuk strategi merchandising

(**Sumber :** (Prasetya et al., 2021), (Handayanto et al., 2022), (Al Islami, 2020), (Agung Yulianto & Elsandra, 2024), (Indah Prahartiwi et al., 2019a), (Santoso, 2021), (Miftahul Jannah et al., 2023))

Berdasarkan Tabel 2.1, tujuh penelitian terdahulu menunjukkan bahwa algoritma Apriori dan Market Basket Analysis merupakan alat yang efektif untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen dalam berbagai konteks ritel, yang relevan dengan penelitian ini. Penelitian-penelitian tersebut memberikan wawasan tentang penerapan data mining untuk mendukung strategi pemasaran, manajemen stok, dan pengambilan keputusan operasional. Berikut adalah analisis terperinci dari masing-masing penelitian dan kesinambungannya dengan tujuan penelitian pada UD Kunci Mas.

Pertama, penelitian oleh Aditya Prasetya, Septi Andriana, dan Ratih Titi Komalasari (2021) berfokus pada perancangan aplikasi inventarisasi barang menggunakan algoritma Apriori sebagai metode data mining untuk mengoptimalkan pengelolaan barang dan sistem rekomendasi di Toko Ap Jaya. Dengan menggunakan 220 data transaksi penjualan dari periode November 22-28, 2020 yang mencakup 27 jenis barang berbeda, penelitian ini menerapkan Algoritma Apriori dan Market Basket Analysis. Hasil penelitian menunjukkan bahwa aplikasi yang dibuat menghasilkan output identik dengan perhitungan manual, terbukti dapat membantu manajemen tata letak barang dan ketersediaan inventori. Penelitian ini berhasil mengidentifikasi 4 aturan asosiasi yang memenuhi kriteria dengan nilai support $\geq 20\%$ dan confidence $\geq 70\%$, menunjukkan bahwa algoritma Apriori dapat diterapkan secara efektif untuk mengoptimalkan pengelolaan inventaris di lingkungan ritel.

Kedua, penelitian oleh Agung Handayanto, Rahmat Robi Waliyansyah, dan Muhammad Riyan Irwanto (2022) menerapkan algoritma Apriori untuk merancang dan membangun sistem informasi perpustakaan dengan fokus pada optimalisasi penempatan buku berdasarkan pola peminjaman di SMAN 1 Warureja Kabupaten Tegal. Penelitian ini menggunakan data peminjaman buku dengan melibatkan 3 penguji pada pengujian Black Box dan 5 responden untuk User Acceptance Testing (UAT), dengan variabel penelitian yang mencakup pola peminjaman buku, penempatan buku optimal, dan lift ratio. Teknik analisis menggunakan Algoritma Apriori untuk mengidentifikasi kombinasi buku yang sering dipinjam bersamaan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Apriori berhasil memberikan rekomendasi penempatan buku yang meningkatkan

efisiensi pencarian berdasarkan pola peminjaman bersama. Tingkat kepuasan pengguna mencapai presentase yang sangat tinggi, yaitu 90,29% dari segi kemanfaatan, 93,33% dari segi tampilan antarmuka, dan 98% dari segi penggunaan, membuktikan bahwa sistem yang dibangun berjalan sesuai dengan harapan dan dapat mendukung operasional perpustakaan secara signifikan.

Ketiga, penelitian Hidayatullah Al Islami (2021) menganalisis 5.045 transaksi penjualan dari Januari hingga Agustus 2016 menggunakan algoritma Apriori dan Association Rule Mining. Penelitian ini berhasil mengidentifikasi 18 pola belanja konsumen dengan akurasi prediksi 85%. Variabel seperti data konsumen dan frequent pattern memungkinkan penemuan hubungan antar item pembelian yang relevan untuk strategi pemasaran. Hasil ini menegaskan bahwa algoritma Apriori efektif untuk dataset besar, yang sejalan dengan potensi data transaksi harian UD Kunci Mas yang mencapai ratusan transaksi.

Keempat, penelitian oleh Nulngafan & Sibyan (2024) mengeksplorasi pola pembelian produk perishable di Ikobana Bakery menggunakan Market Basket Analysis dan algoritma Apriori. Dengan menganalisis 1.000 transaksi promosi dan 4.593 transaksi reguler, penelitian ini mengidentifikasi kombinasi produk seperti roti manis dan minuman sebagai aturan asosiasi terkuat. Temuan ini relevan untuk UD Kunci Mas karena menunjukkan bahwa algoritma Apriori dapat diterapkan pada produk spesifik dengan pola pembelian berulang, seperti bahan bangunan yang saling berkaitan, untuk mendukung strategi promosi targeted.

Kelima, penelitian Indah & Wulan (2019) menyoroti efisiensi algoritma Apriori dalam pencarian frequent itemset pada dataset supermarket dengan 108.131 transaksi. Dengan fokus pada variabel seperti minimum support dan candidate generation, penelitian ini meningkatkan efisiensi pencarian frequent itemset sebesar 25%. Temuan ini menunjukkan bahwa algoritma Apriori dapat menangani dataset besar secara sistematis, yang penting untuk UD Kunci Mas mengingat volume transaksi hariannya yang besar dan beragam.

Keenam, penelitian Hamdani (2021) mengaplikasikan algoritma Apriori pada 2.500 data transaksi Indomaret Tanjung Anom untuk menemukan pola penjualan. Dengan parameter minimum support 15% dan confidence 65%, penelitian ini menghasilkan 14 pola penjualan utama. Hasil ini menegaskan

bahwa algoritma Apriori dapat digunakan untuk mengidentifikasi hubungan antar produk dalam konteks ritel minimarket, yang memiliki kemiripan dengan distribusi bahan bangunan di UD Kunci Mas, terutama dalam hal pengelolaan stok dan strategi penjualan.

Ketujuh, penelitian Milqi & Yelita (2023) menggunakan algoritma Apriori dan Market Basket Analysis pada 3.100 data transaksi kafe di Jakarta untuk merancang strategi bundling produk. Penelitian ini mengidentifikasi 25 hubungan antar item dengan lift value di atas 1.5, yang mendukung strategi merchandising. Temuan ini relevan untuk UD Kunci Mas karena menunjukkan bahwa analisis asosiasi dapat meningkatkan efisiensi penempatan produk dan kepuasan pelanggan melalui strategi berbasis data.

Secara keseluruhan, ketujuh penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Apriori dan Market Basket Analysis efektif dalam mengungkap pola pembelian konsumen untuk mendukung strategi pemasaran, pengelolaan stok, dan pengaturan tata letak produk. Temuan ini konsisten dalam menunjukkan bahwa algoritma Apriori mampu menangani dataset besar, menghasilkan aturan asosiasi dengan tingkat akurasi dan confidence tinggi, serta memberikan wawasan strategis untuk berbagai konteks ritel. Dalam konteks penelitian pada UD Kunci Mas, penelitian-penelitian ini memperkuat urgensi penerapan algoritma Apriori untuk menganalisis data transaksi penjualan guna mengidentifikasi pola pembelian konsumen. Wawasan ini dapat digunakan untuk merancang strategi promosi, mengoptimalkan penempatan produk, dan meningkatkan efisiensi manajemen stok, sehingga mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat sasaran dan meningkatkan daya saing perusahaan.

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Sistem Pendukung Keputusan (SPK)

Sistem Pendukung Keputusan merupakan sebuah sistem informasi yang menggunakan model keputusan, sebuah database dan sebuah wawasan dari pembuatan keputusan dalam sebuah proses pemodelan yang ad hoc dan interaktif untuk mencapai sebuah keputusan yang spesifik oleh seorang pembuat keputusan yang spesifik (Gunawan et al., 2023).

Sistem pendukung keputusan mempunyai tiga komponen utama, yaitu

Sub-sistem manajemen data/basis data, Sub-sistem manajemen model/basis model dan Subsistem penyelenggara dialog (Maria & Junirianto, 2021). Komponen utama dalam sistem pendukung keputusan, antara lain :

1. *Database Management*

Database Management Merupakan subsistem yang berfungsi untuk mengelola dan mengatur data dalam suatu basis data yang terstruktur. Data yang digunakan dalam Sistem Pendukung Keputusan dapat bersumber dari lingkungan internal organisasi maupun dari sumber eksternal. Melalui komponen ini, seluruh data yang relevan dapat diorganisasi dan disiapkan agar mudah diakses serta diolah untuk mendukung proses pengambilan keputusan.

2. *Model Base*

Komponen ini berperan dalam merepresentasikan permasalahan ke dalam bentuk model kuantitatif, seperti model matematika atau simulasi. Model ini membantu dalam menganalisis berbagai alternatif keputusan dengan mempertimbangkan tujuan yang ingin dicapai, variabel-variabel yang terlibat, serta batasan-batasan atau kendala yang ada. Dengan adanya model base, pengambil keputusan dapat melakukan evaluasi dan perbandingan terhadap berbagai kemungkinan hasil secara lebih sistematis.

3. *User Interface / Pengelolaan Dialog*

Merupakan subsistem yang menghubungkan pengguna dengan sistem, sekaligus menjadi wadah interaksi antara komponen *Database Management* dan *Model Base*. Melalui antarmuka ini, pengguna dapat memberikan input, menjalankan model, serta melihat hasil analisis dalam bentuk yang mudah dipahami. Dengan kata lain, *user interface* berfungsi sebagai jembatan komunikasi antara manusia dan komputer agar proses pengambilan keputusan dapat dilakukan secara efisien dan interaktif.

2.2.2 Data Mining

Data mining merupakan sebuah teknik analisis data yang bertujuan untuk mengekstraksi pola-pola tersembunyi dan informasi berharga dari kumpulan data berukuran besar. Menurut Gartner Group, Data mining merupakan bidang dari

beberapa bidang keilmuan yang menyatukan teknik dari pembelajaran mesin, pengenalan pola, statistik, database dan visualisasi untuk pengenalan permasalahan pengambilan informasi dari database yang besar (Shely Amalia & Darwis, 2021).

Dalam konteks yang lebih luas, data mining dapat dipahami sebagai metodologi untuk mengubah data mentah menjadi informasi yang dapat digunakan untuk mendukung proses pengambilan keputusan. *Data mining* biasa juga disebut dengan “*Data atau knowledge discovery*” atau menemukan pola tersembunyi pada data. *Data mining* adalah proses dari menganalisa data dari perspektif yang berbeda dan menyimpulkannya ke dalam informasi yang berguna (Kadek et al., 2019).

Untuk dapat mengimplementasikan data mining secara efektif dalam suatu penelitian atau aplikasi, terdapat beberapa komponen fundamental yang harus dipahami dan dipersiapkan dengan baik. Setiap elemen dalam proses data mining memiliki peran spesifik yang saling berkaitan dan mempengaruhi kualitas hasil akhir yang diperoleh. Pemahaman yang mendalam terhadap elemen-elemen ini menjadi kunci keberhasilan dalam menerapkan teknik data mining untuk memecahkan permasalahan yang kompleks.

2.2.2.1 Komponen Fundamental dalam Data Mining

Dalam implementasi data mining, terdapat empat elemen utama yang menjadi pondasi dalam proses klasifikasi data menurut (Widodo, Handayanto & Herlawati, 2013) , yaitu:

1. Kelas merupakan variabel tidak bebas yang berfungsi sebagai label target dalam proses klasifikasi.
2. *Predictor* adalah variabel bebas yang terdiri dari atribut-atribut yang digunakan sebagai dasar prediksi terhadap kelas target.
3. Set Data pelatihan, merupakan kumpulan data lengkap yang memuat kelas dan prediktor. Set Data Pelatihan ini digunakan untuk melatih model agar mampu mengelompokkan data ke dalam kelas yang tepat. Contohnya adalah data pasien yang telah didiagnosis serangan jantung atau data perilaku pelanggan supermarket.

4. Set Data Uji, berisi data baru yang digunakan dalam pelatihan untuk mengetahui kemampuan dan mengukur akurasi model yang telah dikembangkan.

2.2.2.2 Kategori Fungsional Data Mining

Data mining memiliki sejumlah kategori fungsi yang dibedakan berdasarkan tugas yang dilakukan terhadap data. Setiap kategori ini memiliki pendekatan yang berbeda dalam membantu proses analisis (Ishaq Hasibuan et al., 2021). Berikut adalah penjelasannya:

1. Deskripsi

Peneliti atau analis terkadang ingin memahami pola atau kecenderungan yang muncul dalam kumpulan data tanpa melakukan prediksi tertentu. Misalnya, seorang analis ingin mengetahui pola pembelian pelanggan dalam satu tahun terakhir. Pola tersebut tidak digunakan untuk mengambil keputusan langsung, tetapi bisa menjadi dasar untuk analisis lanjutan.

2. Estimasi

Estimasi hampir mirip dengan klasifikasi, hanya saja nilai yang dihasilkan biasanya berbentuk angka atau nilai numerik, bukan kategori. Sebagai contoh, memperkirakan nilai tekanan darah pasien berdasarkan usia, berat badan, dan jenis kelamin. Teknik seperti regresi linear dan jaringan syaraf buatan sering digunakan untuk tujuan ini.

3. Prediksi

Prediksi digunakan untuk memperkirakan sesuatu yang belum terjadi. Misalnya, memperkirakan harga bahan pokok beberapa bulan ke depan. Teknik yang digunakan dalam prediksi juga bisa berasal dari metode yang digunakan untuk estimasi, tetapi fokusnya lebih pada waktu yang akan datang.

4. Klasifikasi

Dalam klasifikasi, data dikelompokkan ke dalam kelas tertentu yang sudah ditentukan sebelumnya. Misalnya, klasifikasi penghasilan masyarakat ke dalam tiga kelompok seperti rendah, menengah, dan tinggi. Teknik-teknik seperti Naive Bayes, K-Nearest Neighbor, dan decision tree banyak digunakan dalam klasifikasi..

5. *Clustering*,

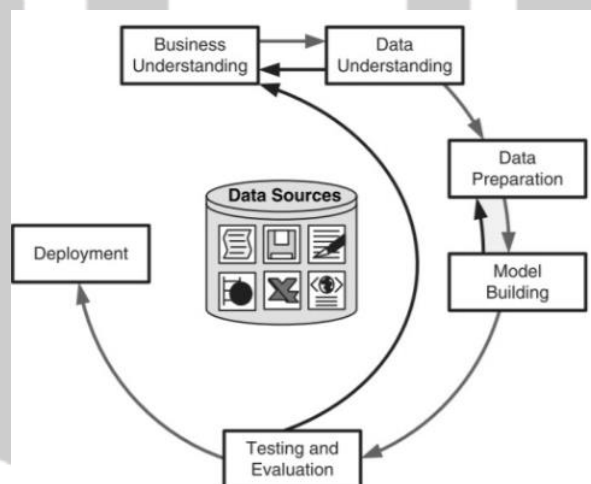
Clustering digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan kemiripan. Berbeda dengan klasifikasi, dalam clustering tidak ada label kelas yang digunakan. Contohnya, mengelompokkan pelanggan berdasarkan kebiasaan belanja mereka. Algoritma yang sering dipakai antara lain K-Means dan SOM.

6. *Asosiasi*

Fungsi asosiasi digunakan untuk menemukan hubungan antar atribut yang sering muncul bersama. Contohnya pada analisis keranjang belanja, sistem bisa menemukan bahwa pelanggan yang membeli roti juga cenderung membeli selai. Teknik yang digunakan antara lain Apriori dan FP-Growth.

2.2.3 *Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)*

Proses ini tidak hanya melibatkan teknik data mining semata, tetapi juga serangkaian tahapan sistematis yang saling terkait untuk memastikan informasi yang diperoleh benar-benar relevan dan bernilai. Salah satu kerangka kerja yang umum digunakan dalam konteks ini adalah *Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)*. Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) adalah model proses industri-independen yang lazim digunakan untuk keperluan data mining. CRISP-DM mencakup beberapa tahapan utama (Kurniawan & Yasir, 2022) .



Gambar 2. 1 Tahapan CRISP-DM

(Sumber: Data diolah dari (Salmu & Solichin, 2017);(Ncr & Clinton, 1999);
diadaptasi penulis,(2017))

Berikut ini merupakan uraian tahapan dalam proses CRISP-DM berdasarkan Gambar 2.1 (Salmu & Solichin, 2017)

1. *Business Understanding*

Tahap ini menekankan pentingnya memahami tujuan bisnis serta permasalahan yang hendak diselesaikan, sehingga proses data mining dapat diarahkan untuk menghasilkan solusi yang relevan bagi kebutuhan organisasi.

2. *Data Understanding*

Setelah tujuan bisnis jelas, langkah selanjutnya adalah mengenali data yang tersedia dengan cara mengumpulkan, mengeksplorasi, dan menilai kualitasnya. Melalui tahap ini dapat diketahui karakteristik data serta potensi kendala yang mungkin memengaruhi proses analisis.

3. *Data Preparation*

Data yang telah dipahami kemudian diproses agar siap digunakan pada tahap pemodelan. Proses ini mencakup pembersihan data, transformasi, hingga pemilihan atribut yang dianggap relevan, sehingga data menjadi lebih terstruktur dan sesuai untuk analisis lanjutan.

4. *Modeling*

Tahap ini berfokus pada penerapan metode atau algoritma data mining yang sesuai dengan tujuan penelitian. Model dibangun berdasarkan data yang telah dipersiapkan, kemudian diuji serta disesuaikan untuk memperoleh hasil yang optimal.

5. *Evaluation*

Model yang telah dihasilkan tidak langsung digunakan, melainkan dievaluasi terlebih dahulu untuk menilai kinerjanya. Evaluasi ini bertujuan memastikan bahwa model benar-benar mampu menjawab tujuan awal serta dapat memberikan manfaat yang signifikan bagi bisnis atau penelitian.

6. *Deployment*

Tahap terakhir adalah penerapan hasil analisis ke dalam lingkungan nyata. Hasil dari proses ini dapat berupa laporan, rekomendasi strategi, maupun

implementasi sistem yang mendukung pengambilan keputusan secara lebih efektif.

2.2.4 Association Rule

Association Rule mining adalah sebuah metode data mining untuk mencari aturan asosiasi antar kombinasi item. Proses ini disebut dengan *association rule*, dimana proses data mining ini untuk menentukan asosiatif yang memenuhi syarat minimum *support* dan *confident*. Lalu keduanya akan dibandingkan dengan batasan yang ditentukan. Setelah menemukan batasan yang telah ditentukan, berlanjut ke *association rule* mining (Selmakarmy et al., 2022). Metode ini digunakan ketika hubungan atribut dalam suatu dataset perlu dilakukan identifikasi Pola yang ditemukan biasanya merepresentasikan bentuk aturan implikasi atau subset fitur (Nola Ritha et al., 2021).

Metodologi dasar dalam analisis asosiasi melibatkan dua tahap utama, yaitu perhitungan nilai *support* dan *confidence* terhadap suatu itemset menggunakan rumus tertentu sebagai berikut :

1. Support

Support adalah suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu item/ itemset dari keseluruhan transaksi yang dihitung dengan persamaan (Ripaii et al., 2022). Nilai *Support* diperoleh dengan rumus berikut:

$$Support(A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}}{\text{Total Transaksi}} \quad (1)$$

Sedangkan nilai *support* dari 2 item dapat diperoleh dari rumus sebagai berikut :

$$Support(A,B) = P(A \cap B) = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung A dan B}}{\sum \text{Total Transaksi}} \quad (2)$$

2. Confidence

confidence yaitu kuatnya hubungan antara item dalam *association rules*. *Confidence* aturan “A => B” yaitu probabilitas terjadinya sebuah item secara bersamaan dimana salah satu item sudah pasti terjadi. Nilai *Confidence* diperoleh dengan rumus berikut:

$$Confidence\ P(B|A) = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung A dan B}}{\sum \text{Total Transaksi Mengandung A}} \quad (3)$$

3. Lift

Lift adalah ukuran yang menunjukkan seberapa besar pengaruh atau kekuatan hubungan antara dua item dalam suatu aturan asosiasi dibandingkan dengan kondisi di mana kedua item tersebut terjadi secara acak (tidak saling berhubungan). Nilai lift digunakan untuk mengetahui apakah kemunculan item A memiliki pengaruh terhadap kemunculan item B.:

$$Lift(A \rightarrow B) = \frac{Confidence(A \rightarrow B)}{Support(B)} = \frac{P(A \cap B)}{P(A) \times P(B)} \quad (4)$$

2.2.5 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah suatu algoritma klasik yang biasa digunakan untuk melakukan join atau membentuk suatu pola aturan tertentu, namun algoritma apriori ini memiliki kelemahan yaitu membutuhkan waktu yang lama (Wadanur & Sari, 2022). Algoritma ini pertama kali diperkenalkan oleh R. Agrawal dan R. Srikant pada tahun 1994 dengan tujuan utama mencari frequent *itemsets* atau kumpulan *item* yang sering muncul bersama dalam transaksi.

Algoritma Apriori dikembangkan dengan maksud untuk mengungkap frequent itemset yang terkandung dalam suatu koleksi data. Ketika proses mencapai iterasi ke-k, maka algoritma akan berhasil mengidentifikasi keseluruhan itemset yang memuat k *item* di dalamnya, konsep ini dikenal dengan nama k-*itemset*.

Proses utama dalam algoritma Apriori untuk menemukan *frequent itemset* terdiri dari dua tahap penting sebagai berikut (Indah Prahartiwi et al., 2019b) :

1. Tahap Penggabungan (The Join Step)

Pada tahapan ini, frequent itemset dari iterasi sebelumnya digabungkan untuk membentuk kandidat itemset baru yang lebih besar. Proses penggabungan dilakukan dengan mengkombinasikan setiap itemset dengan itemset lainnya hingga tidak dapat dibentuk kombinasi baru lagi. Misalnya, jika pada iterasi pertama ditemukan frequent 1-itemset {A}, {B}, {C}, maka pada tahap join akan dibentuk kandidat 2-itemset seperti {A,B}, {A,C}, {B,C}.

2. Tahap Pemangkasan (The Prune Step).

Setelah kandidat itemset terbentuk, tahap selanjutnya adalah melakukan pemangkasan terhadap kandidat tersebut. Pemangkasan dilakukan dengan menghitung nilai support dari setiap kandidat itemset dan membandingkannya dengan minimum support yang telah ditentukan pengguna. Kandidat itemset yang memiliki nilai support di bawah minimum threshold akan dihapus, sedangkan yang memenuhi syarat akan menjadi frequent itemset untuk iterasi berikutnya. Proses ini memastikan hanya itemset yang benar-benar sering muncul yang akan diproses lebih lanjut. Kedua tahapan ini terus berulang hingga tidak ada lagi frequent itemset yang dapat dibentuk.

2.3 Teori Analisa dan Rancangan

2.3.1 *WireFrame*

Wireframe adalah kerangka awal sebelum halaman website atau antarmuka sebuah aplikasi didesain. Wireframe berfungsi sebagai panduan dasar dalam merancang tata letak (layout), struktur, serta alur navigasi dari setiap elemen yang akan ditampilkan pada tampilan akhir (Hartawan & Id, 2022). Dengan adanya wireframe, proses perancangan menjadi lebih terarah karena pengembang dan desainer dapat memahami posisi serta fungsi setiap komponen sebelum masuk ke tahap desain visual dan implementasi.

Wireframe dapat diartikan sebagai kerangka dasar (framework) yang menyusun dan menghubungkan berbagai komponen di dalam suatu rancangan. Secara visual, wireframe biasanya hanya terdiri dari tata letak sederhana berupa kumpulan kotak atau persegi yang merepresentasikan elemen gambar maupun teks dalam desain.

2.3.2 *UML*

Unified Modeling Language (UML) adalah sebuah bahasa pemodelan grafis yang digunakan untuk merancang, mendokumentasikan, dan memahami sistem perangkat lunak (Mahardika et al., 2023). UML menyediakan standar notasi visual yang dapat digunakan untuk memodelkan berbagai aspek sistem, mulai dari struktur, perilaku, hingga interaksi antar komponen. Dengan adanya UML, pengembang perangkat lunak dapat lebih mudah berkomunikasi,

menganalisis kebutuhan, serta memastikan sistem yang dibangun sesuai dengan spesifikasi yang diinginkan.

UML terdiri dari sekelompok diagram atau bagan sistem. Diagram atau bagan tersebut menggambarkan permasalahan dan solusinya. Terdapat sembilan diagram pada UML, namun dalam penelitian ini hanya akan digambarkan tiga diagram sebagai berikut :

1. *Use Case Diagram*

Use Case Diagram merupakan diagram yang menjelaskan manfaat sistem dari sudut pandang orang yang berada di luar sistem atau actor (Rohmanto & Setiawan, 2022) .Diagram ini berfokus pada fungsi atau layanan apa saja yang dapat dilakukan oleh sistem berdasarkan kebutuhan aktor yang terlibat. Dengan kata lain, use case diagram membantu menjelaskan bagaimana pengguna berinteraksi dengan sistem untuk mencapai tujuan tertentu. Diagram ini juga berguna untuk memahami batasan sistem, menentukan kebutuhan fungsional, serta menjadi dasar dalam proses perancangan dan pengembangan sistem.

2. *Activity Diagram*

Activity Diagram atau Diagram Aktivitas menggambarkan workflow (aliran kerja) atau aktivitas dari sebuah sistem atau proses bisnis atau menu yang ada pada perangkat lunak, yang perlu diperhatikan disini adalah bahwa diagram aktivitas menggambarkan aktivitas sistem bukan yang dilakukan aktor, jadi aktivitas dilakukan oleh sistem (Malius & Ali Hakam Dani, 2021).

3. *Class Diagram*

Class Diagram adalah merupakan hubungan antar kelas dan penjelasan detail tiap-tiap kelas di dalam model desain dari suatu sistem, juga memperlihatkan aturan-aturan dan tanggung jawab entitas yang menentukan perilaku sistem (Ramdany et al., 2024). Diagram ini membantu pengembang memahami struktur dan keterkaitan antar komponen dalam sistem secara menyeluruh. Melalui class diagram, hubungan data serta interaksi antar objek dapat digambarkan dengan jelas sehingga memudahkan proses analisis maupun pengembangan perangkat

lunak. Selain itu, class diagram juga berperan penting dalam memastikan bahwa setiap elemen sistem memiliki fungsi dan peran yang terdefinisi dengan baik sesuai kebutuhan pengguna dan tujuan sistem.

2.3.3 PHP

PHP (PHP: Hypertext Preprocessor) adalah suatu bahasa pemrograman yang digunakan untuk menerjemahkan basis kode program menjadi kode mesin yang dapat dimengerti oleh komputer . PHP bersifat server-side scripting language, artinya proses eksekusi kode dilakukan di sisi server, kemudian hasilnya dikirim ke browser dalam bentuk halaman HTML (Hari Utami, 2022).

Bahasa pemrograman ini sering digunakan dalam pengembangan aplikasi web dinamis karena mudah dipelajari, fleksibel, serta memiliki integrasi yang baik dengan berbagai basis data seperti MySQL dan PostgreSQL. Dengan menggunakan PHP, pengembang dapat membuat fitur interaktif seperti sistem login, manajemen data, dan berbagai fungsi otomatisasi pada website.

2.3.4 Laravel

Framework Laravel adalah pengembangan dari bahasa pemrograman PHP yang membantu memaksimalkan proses pengembangan website (Manalu et al., 2023). Laravel menyediakan berbagai fitur seperti sistem routing, template engine, serta manajemen basis data yang memudahkan developer dalam membangun aplikasi web yang efisien dan terstruktur.

Selain itu, Laravel juga memiliki arsitektur Model-View-Controller (MVC) yang memisahkan logika bisnis, tampilan, dan pengelolaan data sehingga kode lebih rapi dan mudah dipelihara. Framework ini juga dilengkapi dengan fitur seperti Eloquent ORM untuk pengelolaan database, Blade template engine untuk tampilan, serta artisan command line tool yang mempercepat proses pembuatan komponen dalam aplikasi. Dengan dokumentasi yang lengkap dan komunitas yang aktif, Laravel menjadi salah satu framework PHP paling populer yang mendukung pengembangan aplikasi web modern secara cepat, aman, dan terukur.

2.3.5 Xampp

Xampp adalah sebuah aplikasi yang dapat menjadikan komputer kita menjadi sebuah server. Kegunaan Xampp ini untuk membuat jaringan local sendiri dalam artian kita dapat membuat website secara offline untuk masa coba-

coba di komputer sendiri (Josi et al., 2017).

Xampp merupakan paket perangkat lunak yang berisi beberapa komponen penting seperti Apache sebagai web server, MySQL/MariaDB sebagai sistem manajemen basis data, serta PHP dan Perl sebagai bahasa pemrograman pendukung. Dengan adanya *Xampp*, pengembang dapat dengan mudah menguji dan menjalankan aplikasi berbasis web tanpa perlu koneksi internet atau server eksternal. Selain itu, *Xampp* juga memiliki antarmuka yang sederhana dan mudah digunakan, sehingga sangat cocok bagi pemula maupun pengembang profesional dalam melakukan pengembangan, pengujian, dan debugging aplikasi web.

2.4 Tinjauan Organisasi/Objek Penelitian

2.4.1 Profil Perusahaan

UD Kunci Mas merupakan perusahaan distributor yang bergerak di bidang penyediaan bahan bangunan untuk memenuhi kebutuhan toko-toko, baik di wilayah Jawa Timur maupun di luar Jawa Timur. Perusahaan ini didirikan pada tahun 2015 oleh Suk Susen dan berlokasi di Jl. Permata Jabon 2 Blok A7, Kabupaten Sidoarjo.

Latar belakang berdirinya perusahaan ini berawal dari pengalaman Suk Susen yang sejak duduk di bangku SMA telah membantu usaha toko bangunan milik orang tuanya. Dari pengalaman tersebut, ia mulai berkenalan dengan berbagai distributor serta memahami kebutuhan suplai barang di toko-toko bangunan. Seiring berjalannya waktu, jaringan yang dimilikinya semakin luas hingga akhirnya Suk Susen memutuskan untuk mendirikan UD Kunci Mas. Saat ini, perusahaan telah berkembang dengan jumlah karyawan sekitar 30 orang, dengan jam operasional setiap hari Senin hingga Sabtu mulai pukul 09.00 sampai dengan 17.00 WIB.

Dalam pengembangannya, pemilik perusahaan memiliki komitmen untuk menyediakan bahan bangunan dengan kualitas yang baik namun tetap terjangkau. Hal ini diwujudkan melalui pemilihan produk yang tepat, termasuk impor langsung dari produsen dengan harga yang lebih kompetitif, sehingga pelanggan dapat memperoleh barang yang berkualitas dengan harga yang lebih murah.

Visi

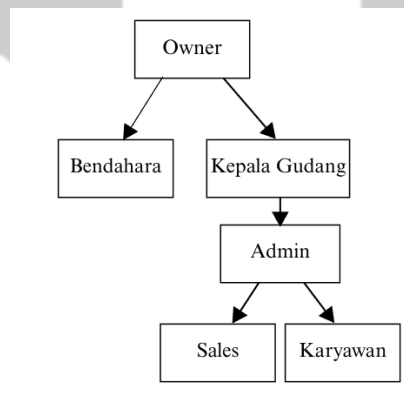
Menjadi distributor bahan bangunan terpercaya di Jawa Timur dan sekitarnya

dengan menghadirkan produk berkualitas tinggi serta harga yang kompetitif.

Misi

1. Menyediakan produk bahan bangunan yang berkualitas sesuai kebutuhan pelanggan.
2. Menjalinkan kerja sama yang baik dengan produsen maupun pelanggan untuk menciptakan hubungan bisnis jangka panjang.
3. Mengembangkan jaringan distribusi agar mampu menjangkau lebih banyak toko bangunan di berbagai daerah.

2.4.2 Struktur Organisasi



Gambar 2. 2 Struktur Organisasi UD Kunci Mas

Struktur organisasi UD Kunci Mas memiliki bentuk hierarkis sederhana yang terdiri dari enam peran utama, yaitu Owner, Bendahara, Kepala gudang, Admin, Sales, dan Karyawan. Setiap jabatan memiliki tugas dan tanggung jawab masing-masing dalam menunjang operasional Perusahaan agar berjalan dengan efektif dan efisien. Berikut ini adalah penjelasan masing-masing posisi:

1. Owner perusahaan yang bertanggung jawab penuh atas jalannya kegiatan usaha, pengambilan keputusan strategis, serta pengawasan keseluruhan operasional.
2. Bendahara Bertugas mengelola keuangan perusahaan, mulai dari pencatatan transaksi, pengeluaran, hingga pelaporan keuangan secara berkala.
3. Kepala Gudang Memiliki tanggung jawab dalam mengatur, mengawasi, serta mengontrol keluar-masuknya barang di gudang agar sesuai dengan

kebutuhan distribusi.

4. Admin Bertugas membuat dan mengelola nota pengiriman barang (nota jalan) serta memastikan dokumen administrasi distribusi berjalan dengan baik.
5. Sales Memiliki peran dalam memasarkan produk, menjalin hubungan dengan toko-toko bangunan, serta memastikan pemenuhan kebutuhan pelanggan.
6. Karyawan Membantu operasional sehari-hari, baik dalam aktivitas gudang, pengiriman, maupun pelayanan pelanggan sesuai arahan atasan.