
Penerapan Data Mining Asosiasi Dalam Menganalisis Data Penjualan Untuk Meningkatkan Strategi Penjualan Pada PD Jumbo

Aloysius Michael Wilhelmus¹⁾, Dafid²⁾

1,2)Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Rekayasa,
Universitas Multi Data Palembang. Indonesia

*Coresponding Email: aloysius.16michael@mhs.mdp.ac.id

Abstrak

Penelitian ini membahas penerapan data mining asosiasi menggunakan algoritma apriori untuk menganalisis data transaksi penjualan di PD Jumbo, distributor makanan dan non-makanan di Palembang. PD Jumbo memiliki strategi pemasaran yang belum optimal akibat kurangnya pemanfaatan data transaksi. Tujuan penelitian ini adalah mengidentifikasi pola keterkaitan antar produk yang sering dibeli bersamaan untuk menghasilkan aturan asosiasi yang mendukung strategi promosi. Metodologi yang diterapkan di penelitian ini adalah CRISP-DM, meliputi pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan, evaluasi, dan implementasi. Hasil analisis dengan minimum support 0,07 dan minimum confidence 0,7 menghasilkan sejumlah aturan asosiasi dengan nilai lift diatas 1, yang menunjukkan hubungan kuat antar produk. Aturan tersebut digunakan sebagai dasar rekomendasi strategi bundling produk untuk meningkatkan efektivitas promosi dan penjualan. Simpulan penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Apriori dapat menjadi alat bantu dalam pengambilan keputusan pemasaran berbasis data, sehingga mendukung peningkatan daya saing perusahaan.

Kata Kunci: Data Mining, Asosiasi, Algoritma Apriori, CRISP-DM, Strategi Pemasaran.

Abstract

This study explores the use of association data mining with the Apriori algorithm to analyze sales transaction data at PD Jumbo, a food and non-food distribution company in Palembang. The company have ineffective marketing strategies due to limited use of transactional data. The goal is to identify frequent product combinations to generate relevant association rules that can support promotional strategies. The CRISP-DM methodology is applied, including business understanding, data understanding, data preparation, modeling, evaluation, and deployment. Using a minimum support of 0.07 and confidence of 0.7, the analysis identifies several association rules with lift values above 1, indicating strong product relationships. These rules are used to recommend product bundling strategies to improve promotional effectiveness and sales. The results show that the Apriori algorithm can assist in data-driven marketing decisions, helping PD Jumbo enhance its competitiveness.

Keywords: Data Mining, Apriori Algorithm, Association Rule, CRISP-DM, Marketing Strategy.

PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi informasi di Indonesia mengalami perkembangan pesat, yang terlihat dari semakin meluasnya penggunaan teknologi dalam berbagai aspek kehidupan (Setyadi et al., 2023). Perubahan ini menuntut individu maupun

organisasi untuk terus beradaptasi, termasuk dalam pemanfaatan teknologi informasi untuk menjadi pendukung pengambilan Keputusan yang tepat dan efisien. Salah satu sektor yang terdampak secara signifikan adalah sektor perdagangan, di mana data transaksi penjualan dapat dianalisis guna menyusun strategi pemasaran yang lebih efektif (Oktaviani, 2024).

PD Jumbo Palembang merupakan perusahaan distributor produk makanan ringan dan non-makanan, seperti tisu dan produk kebutuhan sehari-hari lainnya. Berdasarkan wawancara dengan pihak HRD, Dewi Sartika, pada 23 September 2024, diketahui bahwa perusahaan memiliki volume data transaksi yang cukup besar, sekitar 1.000 transaksi per bulan. Namun, data tersebut belum pernah dianalisis secara mendalam untuk mendukung pengambilan keputusan strategis, khususnya dalam pengembangan strategi penjualan. Hal ini menunjukkan adanya peluang besar untuk menerapkan data mining sebagai pendekatan analitis berbasis data.

Berbagai metode data mining dapat digunakan dalam analisis penjualan, seperti clustering untuk segmentasi pelanggan, klasifikasi untuk prediksi perilaku pembelian, dan analisis asosiasi untuk menemukan pola hubungan antarproduk. Dalam analisis asosiasi, algoritma Apriori merupakan salah satu yang paling banyak digunakan karena kemampuannya dalam menghasilkan aturan asosiasi yang jelas dan mudah diinterpretasikan, sehingga sangat mendukung penerapan strategi promosi dan bundling produk (Sunarti et al., 2021).

Beberapa penelitian sebelumnya telah membuktikan efektivitas algoritma Apriori. (Sugiyono & Hartinah, 2024) menerapkannya pada Kedai Ngodeng & Smoothies dan berhasil menemukan 95 aturan asosiasi valid dengan tingkat kepercayaan hingga 100%, meskipun penelitian tersebut terbatas pada skala usaha kecil. (Made et al., 2022) menerapkan Apriori-TID untuk data swalayan, menghasilkan aturan asosiasi dengan lift ratio di atas 1 yang mendukung promosi dan pengelolaan persediaan, namun belum mempertimbangkan aspek keuntungan produk. Sementara itu, (Setyoardi & Ariyani, 2024) mengidentifikasi pola kombinasi menu di The Javanese Café, namun belum mengembangkan strategi bundling atau segmentasi pelanggan lebih lanjut.

Berlandaskan dari latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma Apriori dalam kerangka metodologi CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) yang meliputi enam tahapan terstruktur, yaitu pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan, evaluasi, dan deployment. Metodologi ini dinilai paling sesuai karena mampu menggabungkan analisis data dengan konteks bisnis, serta terbukti fleksibel dan efektif untuk berbagai jenis data. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat ditemukan pola keterkaitan antarproduk yang sering dibeli bersamaan, yang selanjutnya dapat dijadikan dasar untuk merumuskan strategi penjualan berupa bundling produk guna meningkatkan efektivitas promosi dan keuntungan perusahaan.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan pendekatan *data mining* untuk menemukan pola hubungan antarproduk dari data transaksi penjualan. *Data mining* merupakan proses penggalian data berskala besar untuk menemukan pola tersembunyi yang bermanfaat dan belum diketahui sebelumnya, serta memiliki nilai guna dalam mendukung pengambilan keputusan (Rustam et al., 2020).

Proses analisis dilakukan berdasarkan kerangka kerja CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining), yang terdiri dari enam tahapan: pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan, evaluasi, dan deployment. Pendekatan ini mendukung pelaksanaan proses data mining secara sistematis dan independen dari domain aplikasi tertentu (Huber et al., 2019).

Pada tahap data preparation, data transaksi penjualan yang digunakan berjumlah 10.080 baris, yang kemudian dibersihkan melalui proses data cleansing. Tahapan pembersihan ini mencakup penghapusan kolom tidak relevan, penanganan data duplikat dan nilai kosong, serta standarisasi format data (Darwis et al., 2021). Data yang telah bersih selanjutnya dikonversi ke dalam format biner

menggunakan teknik one-hot encoding, karena algoritma yang digunakan memerlukan data dalam bentuk biner (Liu et al., 2021).

Pada tahap modeling, digunakan algoritma Apriori untuk menemukan frequent itemsets serta menghasilkan association rules berdasarkan parameter support dan confidence. Algoritma ini sesuai untuk analisis pola belanja karena mampu mengidentifikasi kombinasi produk yang sering muncul secara bersamaan (Qoni'ah & Priandika, 2020).

Lalu pada akhir tahapan CRIPS-DM yaitu deployment, dikembangkan aplikasi desktop menggunakan bahasa pemrograman Python. Untuk membangun sistem tersebut, digunakan metode Waterfall yang terdiri dari tahapan analisis kebutuhan, desain, implementasi kode, dan pengujian (Senarath, 2021). Namun, pengembangan sistem dalam penelitian ini tidak mencakup tahap pemeliharaan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Penerapan Algoritma Apriori

Dengan memanfaatkan algoritma apriori serta library dari *mlxtend.Frequent_patterns* untuk memungkinkan otomatisasi proses pembentukan itemsets serta menggunakan fungsi *association_rules()* dan menetapkan minimum *support* sebesar 0,07 sementara minimum *confidence* nya 0,7 didapatkanlah hasil asosiasi sebagai berikut.

Tabel 1 Hasil Analisis Asosiasi

No	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
1	FORTIUS WAFER CHOCOLATE 60	FORTIUS WAFER VANILLA 60	0.08	0.98	12.05
2	FORTIUS WAFER VANILLA 60	FORTIUS WAFER CHOCOLATE 60	0.08	0.97	12.05
3	OKEBIS BISKUIT COKLAT 28	OKEBIS BISKUIT KELAPA EXTRA 28	0.36	0.71	1.3
4	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	0.08	0.75	6.22
5	OKEBIS COOK CREAM ZESTY LMON20	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	0.07	0.79	7.54
6	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	OKEBIS COOKIES CREAM STRAW 20	0.08	0.77	7.01

7	OKEBIS COOKIES CREAM STRAW 20	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	0.08	0.73	7.01
8	OKEBIS COOK CREAM ZESTY LMON20	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	0.07	0.8	6.56
9	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	OKEBIS COOKIES CREAM STRAW 20	0.09	0.74	6.74
10	OKEBIS COOKIES CREAM STRAW 20	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	0.09	0.82	6.74
11	OKEBIS COOK CREAM ZESTY LMON20	OKEBIS COOKIES CREAM STRAW 20	0.08	0.84	7.64
12	OKEBIS KELAPA CREAM VANILA 28	OKEBIS KELAPA CREAM CHOCOLAT28	0.1	0.82	6.87
13	OKEBIS KELAPA CREAM CHOCOLAT28	OKEBIS KELAPA CREAM VANILA 28	0.1	0.83	6.87
14	OKEBIS BISKUIT KELAPA EXTRA 28, GOODBIS BON-BON CREAM 21	OKEBIS BISKUIT COKLAT 28	0.09	0.72	1.42
15	GOODBIS BON-BON CREAM 21, OKEBIS BISKUIT COKLAT 28	OKEBIS BISKUIT KELAPA EXTRA 28	0.09	0.82	1.5
16	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20, OKEBIS COOKIES CREAM STRAW 20	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	0.07	0.89	7.32
17	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20, OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	OKEBIS COOKIES CREAM STRAW 20	0.07	0.9	8.25
18	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20, OKEBIS COOKIES CREAM STRAW 20	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	0.07	0.79	7.61

B. Evaluasi

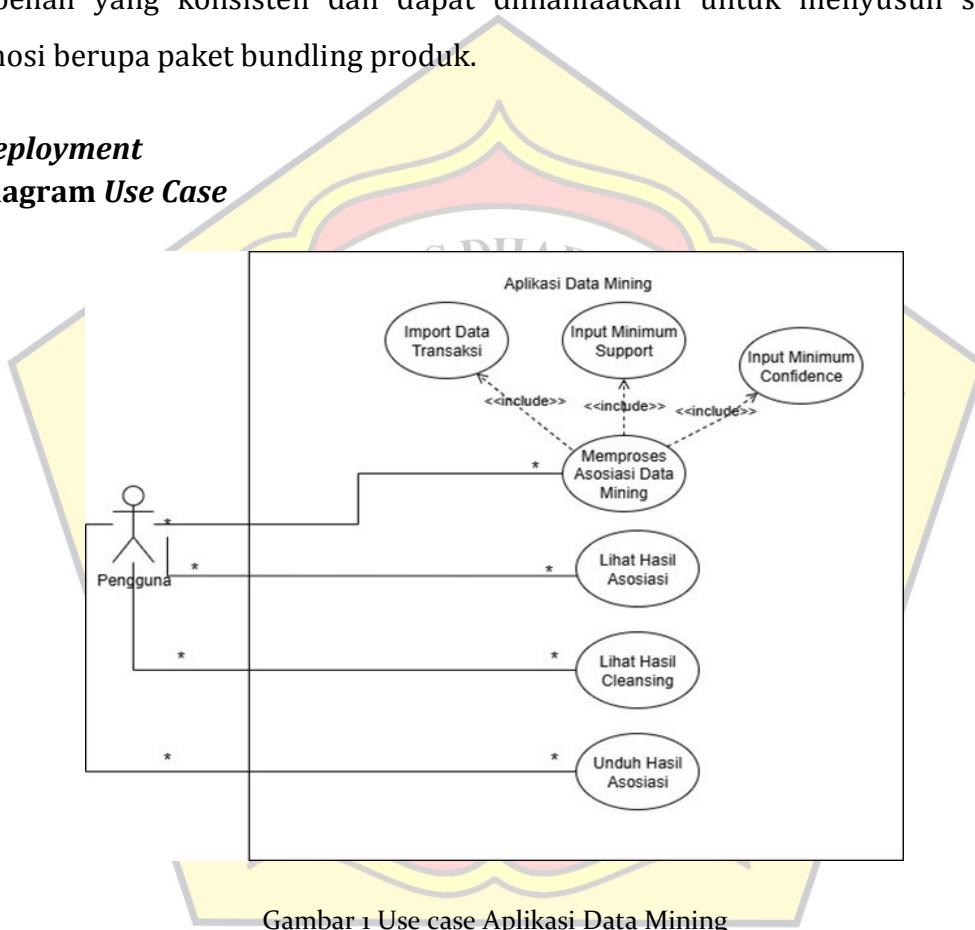
Penerapan algoritma Apriori pada 10.080 data transaksi penjualan menghasilkan sejumlah aturan asosiasi yang menggambarkan keterkaitan kuat antarproduk. Beberapa aturan dengan nilai confidence tinggi ($\geq 0,97$) dan lift mencapai 12,05 menunjukkan bahwa varian produk seperti FORTIUS WAFER Chocolate 60 dan Vanilla 60 hampir selalu dibeli bersamaan. Selain itu, kombinasi berbagai varian OKEBIS Cream (Banana, Chocomalt, Zesty, Lemon, dan Strawberry)

juga menunjukkan hubungan kuat dengan support tinggi dan lift antara 6 hingga 8, mencerminkan kebiasaan konsumen membeli lebih dari satu rasa sekaligus.

Aturan lainnya mengindikasikan keterkaitan antarproduk OKEBIS Kelapa dengan varian rasa vanila dan coklat, serta hubungan yang cukup sering antara produk OKEBIS Kelapa Extra, GOODBIS Bon-Bon Cream, dan OKEBIS Biskuit Coklat, meskipun dengan nilai lift lebih rendah. Temuan ini menunjukkan adanya pola pembelian yang konsisten dan dapat dimanfaatkan untuk menyusun strategi promosi berupa paket bundling produk.

C. Deployment

Diagram Use Case



Gambar 1 Use case Aplikasi Data Mining

Sumber Gambar (Dennis et al., 2015)

Berdasarkan *use case diagram* pada Gambar diatas, dirinci lebih lanjut beberapa aktivitas utama yang dilakukan oleh sistem dan pengguna dalam proses analisis asosiasi data mining. Proses diawali dengan *use case* Import Data Transaksi, di mana pengguna mengunggah data transaksi penjualan ke dalam sistem. Setelah data diimpor, pengguna menentukan parameter analisis berupa nilai Minimum

Support dan Minimum Confidence, yang masing-masing digunakan untuk menyaring itemset berdasarkan tingkat frekuensi dan kepercayaan.

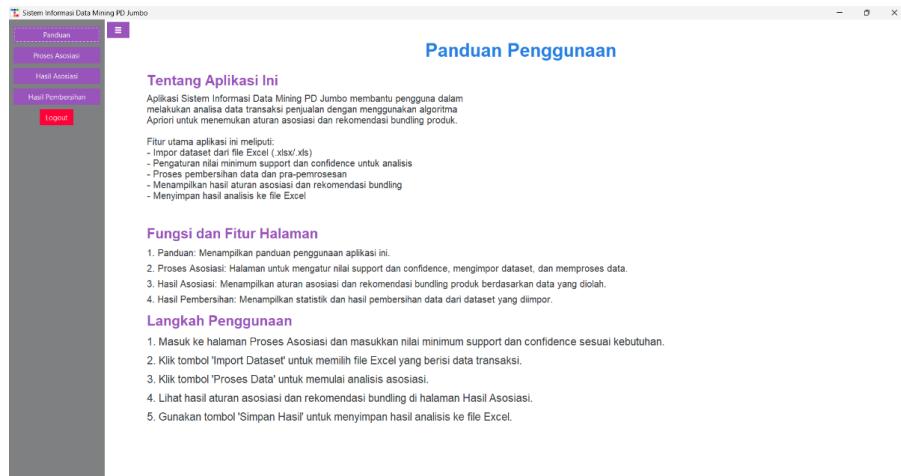
Selanjutnya, sistem menjalankan proses utama melalui use case Memproses Asosiasi Data Mining, yaitu menghitung dan membentuk aturan asosiasi berdasarkan parameter yang telah diberikan. Hasil dari proses ini kemudian ditampilkan oleh sistem melalui use case Menampilkan Hasil, yang memungkinkan pengguna untuk melihat informasi berupa pola keterkaitan antarproduk.

Pengguna juga dapat mengakses hasil analisis tersebut melalui use case Lihat Hasil Asosiasi, serta meninjau data transaksi yang telah dibersihkan secara otomatis oleh sistem pada tahap awal melalui use case Lihat Hasil Cleansing. Sebagai tambahan, sistem menyediakan fitur Unduh Hasil Asosiasi untuk memfasilitasi penyimpanan hasil aturan dalam bentuk file Excel, sehingga dapat digunakan untuk keperluan dokumentasi atau analisis lanjutan.

Tampilan Sistem

1. Tampilan Halaman Panduan

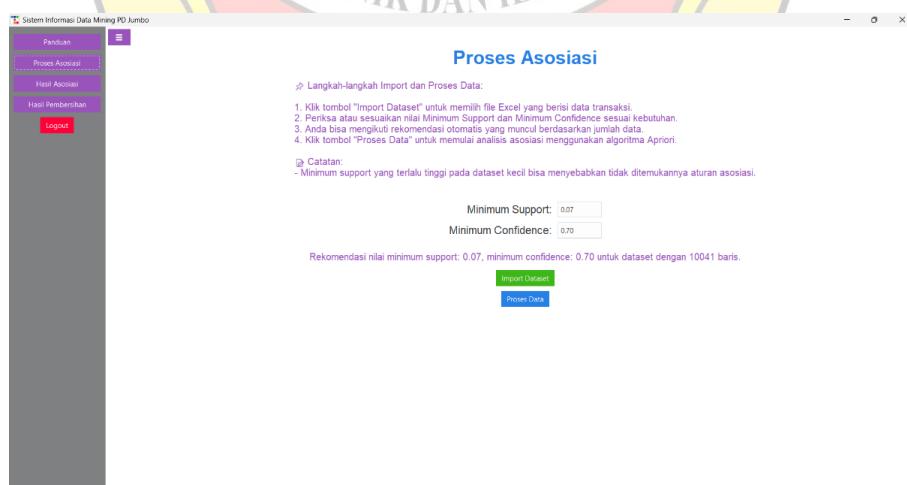
Setelah berhasil login pengguna akan langsung diarahkan ke halaman Panduan. Halaman ini dirancang untuk memberikan informasi lengkap mengenai fungsi dan cara penggunaan aplikasi. Di sini dijelaskan bahwa aplikasi ini merupakan sistem data mining yang digunakan oleh PD Jumbo untuk membantu melakukan analisis data penjualan, menemukan pola asosiasi antar produk, dan menghasilkan rekomendasi bundling dengan memanfaatkan algoritma Apriori. Selain itu, halaman panduan ini juga menjabarkan fitur-fitur utama aplikasi, mulai dari proses impor dataset, pembersihan data (data cleansing), hingga penyimpanan hasil analisis. Panduan langkah demi langkah juga ditampilkan secara terstruktur agar memudahkan pengguna dalam mengoperasikan aplikasi, bahkan untuk pertama kalinya. Tampilan halaman panduan dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2 Halaman Panduan

2. Tampilan Halaman Impor Dataset

Berikutnya terdapat tampilan Halaman Impor Dataset, yaitu halaman tempat pengguna dapat mengimpor file Excel yang berisi data transaksi penjualan. Pada halaman ini, tersedia dua input utama yang perlu diatur sebelum memproses data, yaitu minimum support dan minimum confidence. Kedua nilai ini dapat diisi secara manual atau disesuaikan melalui slider yang disediakan, agar pengguna dapat dengan mudah menentukan ambang batas frekuensi dan kekuatan asosiasi yang diinginkan. Setelah file dipilih dan parameter diatur, pengguna cukup mengklik tombol Import untuk memulai proses pemrosesan data transaksi. Tampilan halaman panduan dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3 Halaman Impor Dataset

3. Tampilan Halaman Hasil Asosiasi (Tab Aturan Asosiasi)

Selanjutnya adalah tampilan Hasil Asosiasi, yang menampilkan output utama dari algoritma Apriori berupa daftar aturan asosiasi produk. Di halaman ini, pengguna dapat melihat informasi pola keterkaitan produk, yaitu produk yang sering dibeli bersamaan oleh pelanggan. Tabel hasil asosiasi menampilkan kolom Jika Membeli dan Maka Membeli, yang menggambarkan hubungan antara produk antecedent dan consequent. Setiap aturan dilengkapi dengan nilai Support yang menunjukkan seberapa sering kombinasi produk tersebut muncul dalam seluruh transaksi, Confidence yang menunjukkan probabilitas pembelian produk consequent setelah membeli antecedent, serta Lift Ratio yang mengukur kekuatan hubungan antar produk. Nilai lift di atas 1 mengindikasikan hubungan yang kuat sehingga potensial untuk strategi bundling. Tampilan halaman panduan dapat dilihat pada gambar 4.

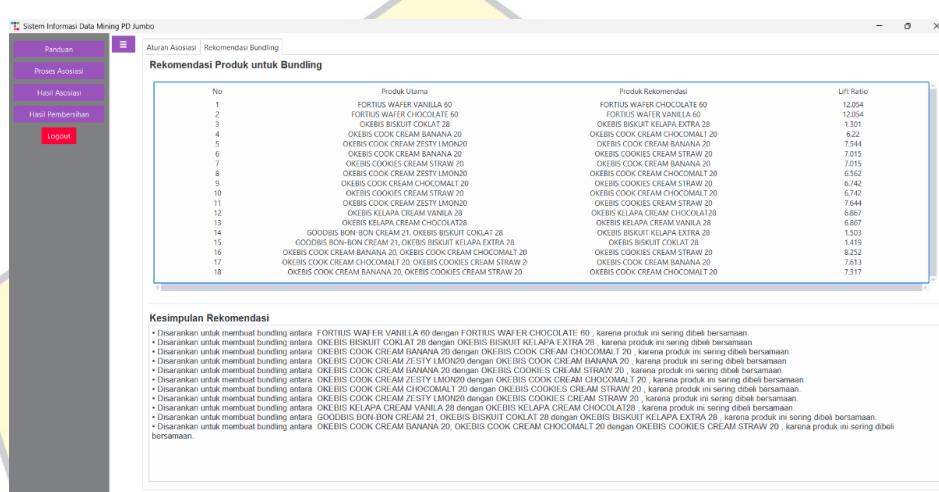
No	Jika Membeli	Maka Membeli	Support	Confidence	Lift Ratio
1	FORTUSS WAFER VANILLA 60	FORTUSS WAFER CHOCOLATE 60	0.0762	0.9672	12.05
2	FORTUSS WAFER CHOCOLATE 60	FORTUSS WAFER VANILLA 60	0.0762	0.9753	12.05
3	OKEBIS BISKUIT KELAPA 20	OKEBIS BISKUIT KELAPA 20	0.0544	0.7069	1.3
4	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	0.0709	0.9448	6.27
5	OKEBIS COOK CREAM ZESTY LEMON20	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	0.0716	0.7855	7.54
6	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	0.0719	0.7675	7.01
7	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	0.0709	0.7309	7.01
8	OKEBIS COOK CREAM ZESTY LEMON20	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	0.0726	0.7664	6.56
9	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	OKEBIS COOKIES CREAM STRAW 20	0.0895	0.7377	6.74
10	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	OKEBIS COOKIES CREAM STRAW 20	0.0895	0.8182	6.74
11	OKEBIS COOK CREAM ZESTY LEMON20	OKEBIS COOKIES CREAM STRAW 20	0.0763	0.8384	7.64
12	OKEBIS KELAPA CREAM VANILLA 20	OKEBIS KELAPA CREAM CHOCOLATE 20	0.0995	0.8197	6.87
13	OKEBIS KELAPA CREAM VANILLA 20	OKEBIS KELAPA CREAM VANILLA 20	0.0995	0.9337	6.87
14	GOODIES RON-RON CREAM 20	OKEBIS BISKUIT KELAP 20	0.0912	0.8116	1.5
15	GOODIES RON-RON CREAM 20	OKEBIS BISKUIT KELAP 20	0.0912	0.7161	1.42
16	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	0.071	0.8001	6.25
17	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	0.071	0.7205	7.61
18	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	OKEBIS COOKIES CREAM 20	0.071	0.8888	7.32

Gambar Error! No text of specified style in document. Halaman Hasil Asosiasi (Tab Aturan Asosiasi)

4. Tampilan Halaman Hasil Asosiasi (Tab Rekomendasi Bundling)

Tampilan selanjutnya adalah halaman Rekomendasi Bundling, yang secara khusus menampilkan rekomendasi produk-produk yang dapat dibundling berdasarkan hasil analisis asosiasi. Tabel pada halaman ini memuat informasi mengenai Produk Utama, Produk Rekomendasi, serta Lift Ratio. Produk dengan lift

ratio yang tinggi menunjukkan adanya keterkaitan kuat dalam pola pembelian, sehingga dapat dijadikan dasar untuk strategi bundling. Di bagian bawah halaman, terdapat kesimpulan berupa daftar rekomendasi dalam bentuk kalimat naratif yang menyebutkan produk-produk mana saja yang dapat dibundling lengkap dengan nilai confidence dan lift-nya. Hal ini bertujuan agar memudahkan pihak PD Jumbo dalam memahami rekomendasi tanpa harus membaca tabel analitis secara detail. Tampilan halaman panduan dapat dilihat pada gambar 5.



No	Produk 1	Produk 2	Confidence	Lift Ratio
1	FORTIS WATER VANILLA 50	FORTIS WATER CHOCOMALT 50	0.9999	12.054
2	FORTIS WATER CHOCOMALT 50	FORTIS WATER VANILLA 50	1.301	12.054
3	OKEBIS BISCUIT COOKLAT 28	OKEBIS BISCUIT COOKLAT 28	0.622	7.544
4	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	0.622	7.544
5	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	0.622	7.544
6	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	0.705	7.015
7	OKEBIS COOK CREAM STRAW 20	OKEBIS COOK CREAM STRAW 20	0.562	6.562
8	OKEBIS COOK CREAM ZESTY LMNZD 20	OKEBIS COOK CREAM ZESTY LMNZD 20	0.562	6.562
9	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	0.562	6.562
10	OKEBIS COOK CREAM STRAW 20	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	0.674	7.644
11	OKEBIS COOK CREAM ZESTY LMNZD 20	OKEBIS COOK CREAM STRAW 20	0.674	7.644
12	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	0.680	7.680
13	OKEBIS KELAPA CREAM VANILLA 28	OKEBIS KELAPA CREAM VANILLA 28	0.867	8.867
14	GOODBIS BON-BON CREAM 21	OKEBIS BISCUIT COOKLAT 28	0.503	1.503
15	GOODBIS BON-BON CREAM 21	OKEBIS BISCUIT KELAPA EXTRA 28	0.449	1.449
16	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	0.825	8.252
17	OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	0.713	7.717
18	OKEBIS COOK CREAM BANANA 20	OKEBIS COOK CREAM STRAW 20	0.717	7.717

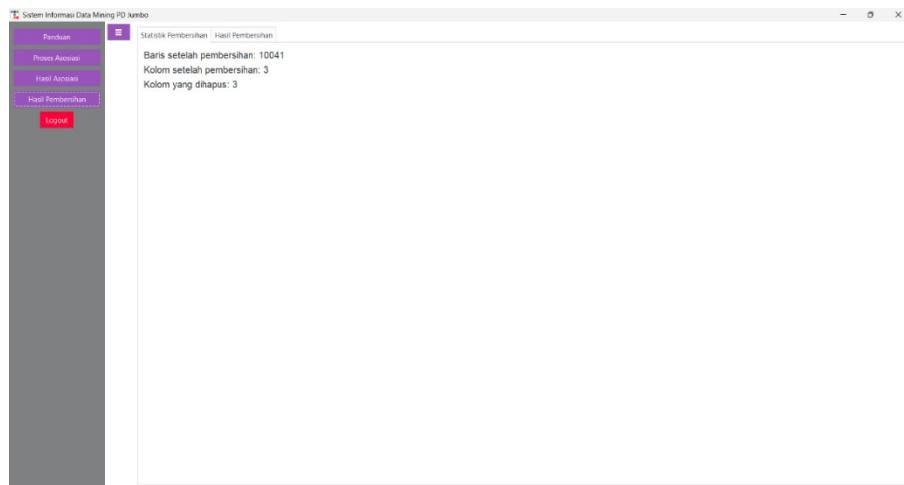
Kesimpulan Rekomendasi

- Disarankan untuk membuat bundling antara FORTIS WATER VANILLA 50 dengan FORTIS WATER CHOCOMALT 50, karena produk ini sering dibeli bersamaan
- Disarankan untuk membuat bundling antara OKEBIS BISCUIT COOKLAT 28 dengan OKEBIS BISCUIT KELAPA EXTRA 28, karena produk ini sering dibeli bersamaan
- Disarankan untuk membuat bundling antara OKEBIS COOK CREAM BANANA 20 dengan OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20, karena produk ini sering dibeli bersamaan
- Disarankan untuk membuat bundling antara OKEBIS COOK CREAM ZESTY LMNZD 20 dengan OKEBIS COOK CREAM BANANA 20, karena produk ini sering dibeli bersamaan
- Disarankan untuk membuat bundling antara OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20 dengan OKEBIS COOK CREAM STRAW 20, karena produk ini sering dibeli bersamaan
- Disarankan untuk membuat bundling antara OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20 dengan OKEBIS COOK CREAM ZESTY LMNZD 20, karena produk ini sering dibeli bersamaan
- Disarankan untuk membuat bundling antara OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20 dengan OKEBIS COOK CREAM VANILLA 28, karena produk ini sering dibeli bersamaan
- Disarankan untuk membuat bundling antara OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20 dengan OKEBIS BISCUIT KELAPA EXTRA 28, karena produk ini sering dibeli bersamaan
- Disarankan untuk membuat bundling antara OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20 dengan OKEBIS COOK CREAM BANANA 20, karena produk ini sering dibeli bersamaan
- Disarankan untuk membuat bundling antara OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20 dengan OKEBIS COOK CREAM STRAW 20, karena produk ini sering dibeli bersamaan
- Disarankan untuk membuat bundling antara OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20 dengan OKEBIS COOK CREAM ZESTY LMNZD 20, karena produk ini sering dibeli bersamaan
- Disarankan untuk membuat bundling antara OKEBIS COOK CREAM CHOCOMALT 20 dengan OKEBIS KELAPA CREAM VANILLA 28, karena produk ini sering dibeli bersamaan

Gambar 5 Halaman Hasil Asosiasi (Tab Rekomendasi Bundling)

5. Tampilan Halaman Hasil Pembersihan (Tab Statistik Pembersihan)

Tampilan selanjutnya adalah halaman hasil pembersihan untuk tab statistik pembersihan, yang secara khusus menampilkan ringkasan dari proses *data cleansing* yang telah dilakukan terhadap data transaksi penjualan PD Jumbo. Pada halaman ini, ditampilkan informasi mengenai jumlah baris dan kolom yang tersisa setelah proses pembersihan, serta jumlah kolom yang dihapus.. Informasi ini disajikan secara sederhana dan ringkas agar pengguna dapat memahami sejauh mana data telah disederhanakan sebelum dilakukan proses analisis data mining. Tampilan halaman hasil pembersihan dapat dilihat pada Gambar 6.

Gambar 6 Halaman *Cleansing Result* (*Tab Cleansing Result*)

6. Tampilan Halaman *Cleansing Result* (*Tab Cleansing Result*)

Tampilan *Cleansing Results* digunakan untuk memperlihatkan hasil pembersihan data (data cleansing) yang telah dilakukan aplikasi. Data transaksi yang ditampilkan pada halaman ini sudah dibersihkan dari duplikasi atau data tidak relevan sehingga siap digunakan untuk proses analisis asosiasi. Dalam tabel ditampilkan beberapa kolom penting, yaitu INNO yang menunjukkan nomor faktur transaksi, NA yang berisi nama produk, QT sebagai jumlah kuantitas yang terjual, serta Dataset ID untuk mengidentifikasi asal dataset. Tersedia pula tombol Refresh Data yang berfungsi untuk memperbarui tampilan data jika terjadi perubahan atau penambahan dataset baru. Tampilan halaman hasil pembersihan dapat dilihat pada Gambar 7.

INNO	NA	QT	ID Dataset
3014000.001	GOODIES PLANJUT MM 12	1	1
3014000.001	CHEEBS BISKUIT KELAPA EXTRA 28	4	17
3014000.001	OKERBIS BISKUIT COCONUT 28	14	17
3014000.054	OKERBIS BISKUIT COCONUT 28	14	17
3014000.054	OKERBIS COOKIES CREAM STRAW 20	10	17
3014000.054	OKERBIS COOK CREAM ZESTY LEMON 20	10	17
3014000.054	OKERBIS COOK COCONUT 20	120	17
3014000.059	FORTUUS WAFER VANILLA 60	60	17
3014000.059	OKERBIS COOK COCONUT 20	113	17
3014000.063	FORTUUS WAFER CHOCOLATE 60	240	17
3014000.063	OKERBIS COOK COCONUT 20	130	17
3014000.064	FORTUUS WAFER CHOCOLATE 60	240	17
3014000.064	OKERBIS COOK COCONUT 20	240	17
3014000.065	FORTUUS WAFER VANILLA 60	120	17
3014000.065	OKERBIS COOK COCONUT 20	240	17
3014000.066	FORTUUS WAFER VANILLA 60	120	17
3014000.066	OKERBIS COOK COCONUT 20	730	17
3014000.067	FORTUUS WAFER VANILLA 60	360	17
3014000.067	OKERBIS COOK COCONUT 20	5	17
3014000.067	GOODIES RICE CHOCOLATE CREAM1	7	17
3014000.014	OKERBIS CHO BLUEBERRY WAFFER 10	40	17
3014000.014	OKERBIS CHO STRAWBERRY WAFFER 10	30	17
3014000.014	FORTUUS CHO PEANUT WAFFER 30	30	17
3014000.015	FORTUUS CHO STRAWBERRY WAFFER 30	30	17
3014000.015	FORTUUS CHO PEANUT WAFFER 30	30	17
3014000.015	OKERBIS CHO PEANUT WAFFER 10	30	17
3014000.015	OKERBIS BISKUIT COCONUT 28	112	17
3014000.061	OKERBIS BISKUIT COCONUT 28	140	17
3014000.061	OKERBIS COOKIES CREAM STRAW 20	20	17
3014000.061	OKERBIS COOK CREAM ZESTY LEMON 20	20	17
3014000.061	CHEEBS COOK CREAM BANANA 20	20	17
3014000.061	HITAM MANIS BLUEBERRY 36	36	17
3014000.061	HITAM MANIS STRAWBERRY 36	36	17
3014000.061	HITAM MANIS VANILLA 36	36	17
3014000.061	FORTUUS CHO BLUEBERRY WAFFER 10	10	17
Gambar 7 Halaman *Cleansing Result*

SIMPULAN

Berdasarkan seluruh rangkaian proses yang telah dilakukan dalam penelitian ini, mulai dari tahap pemahaman bisnis, pengumpulan dan pembersihan data, penerapan algoritma Apriori, hingga evaluasi hasil analisis, maka dapat diambil beberapa kesimpulan yang menggambarkan keberhasilan penerapan metode data mining asosiasi dalam konteks data transaksi penjualan di PD Jumbo. Kesimpulan tersebut diuraikan sebagai berikut:

1. Penerapan metode data mining asosiasi dengan algoritma Apriori pada data transaksi penjualan di PD Jumbo berhasil mengidentifikasi pola hubungan antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan. Aturan-aturan asosiasi yang dihasilkan memiliki nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang memenuhi kriteria minimum support dan minimum confidence serta lift ratio yang lebih dari 1, sehingga pola-pola tersebut relevan dan dapat dijadikan dasar pengambilan keputusan strategi pemasaran.
2. Penggunaan metodologi CRISP-DM sebagai kerangka kerja yang sistematis membantu dalam setiap tahapan analisis, mulai dari pemahaman bisnis hingga evaluasi hasil. Sehingga hasil analisis ini dapat dimanfaatkan untuk merancang strategi bundling produk dengan menggabungkan kombinasi produk yang memiliki keterkaitan tinggi. Validasi dari pihak PD Jumbo juga menunjukkan bahwa rekomendasi bundling yang dihasilkan sesuai dengan kondisi nyata di lapangan dan dapat dijadikan strategi promosi yang efektif.

DAFTAR PUSTAKA

- Darwis, D., Siskawati, N., & Abidin, Z. (2021). Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter BMKG Nasional. *Jurnal TEKNO KOMPAK*, 15(1), 131-145.
- Dennis, A., Haley Wixom, B., & Tegarden, D. (2015). *Systems Analysis & Design An Object-Oriented Approach With UML* (5th ed.). Wiley.
- Huber, S., Wiemer, H., Schneider, D., & Ihlenfeldt, S. (2019). DMME: Data mining methodology for engineering applications - A holistic extension to the CRISP-DM model. *Procedia CIRP*, 79, 403–408.

- Liu, X., Sang, X., Chang, J., Zheng, Y., & Han, Y. (2021). The water supply association analysis method in Shenzhen based on kmeans clustering discretization and apriori algorithm. *PLoS ONE*, 16(8).
- Made, I., Putra Asana, D., Gede, I., Sudipa, I., Tri, A. A., Mayun, W., Putu, N., Meinarni, S., & Waas, D. V. (2022). Aplikasi Data Mining Asosiasi Barang Menggunakan Algoritma Apriori-TID. *Informatics Journal*, 7(1), 38–45.
- Oktaviani, N. (2024). Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Pada Toko Serba. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 8(3).
- Qoni'ah, I., & Priandika, A. T. (2020). Analisis Market Basket Untuk Menentukan Asosiasi Rule Dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Tb. Menara). *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 1(2), 26–33.
- Rustam, Rahmatullah, S., Supriyato, & Wahyuni, S. (2020). Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Produk Triplek Pada Pt Puncak Menara Hijau Mas. *Jurnal Informasi Dan Komputer*, 8(2), 73–84.
- Senarath, U. S. (2021). *Waterfall Methodology, Prototyping and Agile Development, Laporan*. Rajarata University of Sri Lanka
- Setyadi, R., Rahman, A. A., & Ang Subiyakto, A. ' (2023). The Role of Information Technology in Governance Mechanism for Strategic Business Contribution: A Pilot Study. *Journal On Informatics Visualization*.
- Setyoardi, K., & Ariyani, F. (2024). Implementasi Data Mining Pada Data The Javanese Cafe Berbasis Web Menggunakan Algoritma Apriori. *Seminar Nasional Mahasiswa Fakultas Teknologi Informatika (SENAFTI)*, 3(1), 195–203.
- Sugiyono, & Hartinah, S. S. (2024). Pemodelan Data Mining Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Kedai Ngodeng & Smoothies). *Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika Dan Komunikasi (JIMIK)*, 5(3).
- Sunarti, Handayanna, F., & Irfiani, E. (2021). *Analisa Pola Penjualan Makanan Dengan Penerapan Algoritma Apriori*. 20(4), 478–488.