JURNAL LOCUS: Penelitian & Pengabdian
Volume 5 No. 10 October 2026, pp 8767-8786
E-ISSN 2829-7334
DOI: 10.58344/locus.v5i10.6366

Optimalisasi Penjualan Produk Sayuran Organik dengan Pendekatan Analisis Asosiasi

Abdul Hafizh*, Fahri Muhamad Kasypurohman, Imelda Imelda
Universitas Budi Luhur, Indonesia
Email: 2211600339@student.budiluhur.ac.id*, 2211600495@student.budiluhur.ac.id, imelda@budiluhur.ac.id

Keywords:
Data Mining; Apriori; FP-Growth; Eclat; CRISP-DM.

This is an open access article under the CC BY-SA license.

Copyright © 2026 by Author. Published by Riviera Publishing

Abstract

The organic vegeTabel distribution company is highly committed to avoiding the occurrence of stale products due to prolonged storage, especially in the vegeTabel distribution companies in the Cipanas District, Cianjur Regency. Over the past 3 years, the company has experienced a decline in transactions, which can result in products being stored for too long. Therefore, the company needs to increase sales by recommending product packages to customers. Based on previous transaction data, it is hoped that recommendations can be generated to match the first products chosen by customers. Previous research has involved algorithms for discovering association rules, namely the Apriori, FP-Growth, and Eclat methods. This study will compare association methods to find the best association rules based on existing historical data, with a total of 120,642 data points occurring between June 2020 and November 2022. Indices used to measure the goodness of the discovered association rules include support, confidence, and lift. Once the best algorithm is identified, association analysis will be conducted, aiming to find association rules in the form of mappings that can be implemented to recommend the right products to customers. The data mining process will utilize the CRISP-DM method. CRISP-DM serves as a standard framework for the data mining process employed in this research. This study is expected to provide valuable solutions for the company to address challenges in maintaining the freshness of organic vegeTabel products and increasing sales.

Kata Kunci:
Data Mining; Apriori; FP-Growth; Eclat; CRISP-DM.

Abstrak

Perusahaan distribusi sayuran organik sangat menghindari terjadinya produk yang tidak segar dikarenakan penyimpanan produk yang terlalu lama, khususnya pada perusahaan distribusi sayuran di Kecamatan Cipanas, Kabupaten Cianjur ini. Dalam 3 tahun terakhir perusahaan mengalami penurunan transaksi yang dapat mengakibatkan produk-produk tersimpan terlalu lama, sehingga perusahan perlu meningkatkan penjualan dengan merekomendasikan produk kepada pelanggan. Berdasarkan data transaki-transaksi sebelumnya diharapkan dapat diolah untuk dapat membuat rekomendasi produk sesuai produk pertama yang diambil oleh pelanggan. Pada penelitian sebelumnya terdapat algoritma untuk menemukan aturan asosiasi yaitu metode Apriori, FP-Growth dan Eclat. Pada penelitian ini akan membandingkan metode asosiasi terlebih dahulu untuk menemukan aturan asosiasi yang terbaik berdasarkan data histori yang ada, dengan jumlah data sebanyak 120.642 data yang terjadi antara Juni 2020 sampai November 2022. Indeks yang digunakan untuk mengukur kebaikan association rule yang

ditemukan meliputi support, confidence, dan lift. Selanjutnya jika sudah ditemukan algoritma terbaik maka akan dilakukan proses analisis asosiasi, diharapkan dapat menemukan aturan asosiasi dalam bentuk mapping yang dapat diimplementasikan untuk merekomendasikan produk yang tepat kepada pelanggan. Dalam proses mengolah data mining akan menggunakan metode CRISP-DM. CRISP-DM digunakan sebagai kerangka kerja standar untuk proses data mining yang digunakan dalam penelitian ini. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan solusi yang bermanfaat bagi perusahaan dalam mengatasi tantangan dalam menjaga kesegaran produk sayuran organik serta meningkatkan penjualannya.

PENDAHULUAN

Makanan merupakan kebutuhan dasar makhluk hidup. Hewan dan tumbuhan telah digunakan sebagai sumber makanan. Di antara berbagai sumber makanan tersebut, sayuran adalah sumber nutrisi yang sangat murah dan kaya. Selain menyediakan energi untuk mendukung aktivitas sehari-hari, sayuran juga menyediakan banyak senyawa penting yang secara biologis sangat aktif dengan berbagai manfaat kesehatan manusia (M, et al., 2019).

Salah satu strategi yang dapat diimplementasikan adalah membuat rekomendasi paket produk agar menjadi daya tarik tambahan untuk meningkatkan minat dan pembelian pelanggan. Dalam hal ini, penting untuk menjaga kualitas produk dalam rantai distribusi. Sistem logistik yang efisien, pemantauan suhu selama transportasi, dan praktik manajemen rantai pasokan yang baik akan membantu memastikan bahwa sayuran organik tetap segar dan berkualitas hingga tiba di tangan pelanggan. Pada gambar 1.1 dijelaskan bahwa terdapat penurunan data transaksi yang terjadi antara tahun 2019 sampai 2022:

Penilitian ini sangat penting dilakukan untuk meningkatkan penjualan sayuran agar perusahaan dapat memberikan produk sayur yang berkualitas dan segar. Tanpa dilakukannya penelitian ini, perusahaan akan kesulitan dalam mempertahankan produktifitas untuk mendistribusikan sayuran organik kepada masyarakat. Menerapkan pendekatan/metode yang tepat, diharapkan dapat memberikan solusi bagi perusahaan dalam mengatasi permasalahan tersebut. Salah satu metode yang dapat digunakan dalam penelitian ini adalah analisis keranjang belanja.

Data mining adalah proses ekstraksi informasi atau elemen yang penting atau menarik dari suatu dataset untuk menghasilkan informasi yang bermanfaat. Dalam pengolahan data yang berskala besar, data mining menggunakan berbagai teknik dan metode, di antaranya terdapat association (asosiasi). Analisis transaksi penjualan memberikan wawasan mengenai hubungan antar produk, dan metode ini dapat diaplikasikan dalam berbagai aspek bisnis, termasuk dalam proses penjualan (Setyorini, et al., 2021).

Rekomendasi produk dapat dilakukan dengan menggunakan algoritma asosiasi, serupa dengan metode yang telah digunakan dalam penelitian-penelitian sebelumnya dengan objek penelitian yang beragam. Seperti pada hubungan penjualan asesoris handphone mendeteksi pola asosiasi dalam pembelian pelanggan di Mapongs Store, yang dapat dijadikan pedoman dalam mengelola dan meningkatkan efisiensi rantai pasokan (Fitrianah & Zain, 2021). Begitu juga dengan penerapan FP-Growth untuk mengoptimalkan strategi penetapan harga dan pengisian ulang stok sayuran di supermarket melalui analisis data historis penjualan, menggunakan teori elastisitas harga serta metode prediktif seperti ARIMA, LSTM, dan FP-Growth. Hasilnya menunjukkan bahwa pendekatan ini mampu mengungkap pola pembelian konsumen, hubungan antar produk, serta strategi bundling yang efektif, sehingga dapat meningkatkan profitabilitas hingga 47% dan membantu mengurangi pemborosan serta kekurangan stok secara signifikan (Ping et al., 2024). Penelitian metode Apriori pernah dilakukan untuk mengidentifikasi pola asosiasi pembelian pada sektor sayuran organik, yang

menunjukkan bahwa kombinasi pembelian tertentu, seperti cabai merah keriting dengan cabai rawit atau tomat, memiliki tingkat confidence hingga 100% (Fauzi et al. 2023).

Tidak hanya itu, penerapan FP-Growth dan Apriori juga pernah dibandingkan untuk menganalisis pola pembelian konsumen pada data grosir menggunakan pendekatan Market Basket Analysis dengan algoritma Apriori dan FP-Growth. Hasil analisis menunjukkan bahwa asosiasi terkuat yang ditemukan adalah "Whole Milk → Other Vegetables" dengan nilai support sebesar 0,0748. Kedua algoritma menghasilkan pola asosiasi yang serupa, namun FP-Growth terbukti lebih efisien dalam kecepatan pemrosesan. Temuan ini memberikan wawasan bagi pemilik toko grosir dalam menyusun strategi penempatan produk dan penawaran bundling guna meningkatkan penjualan secara data-driven (Adi, 2024). Penerapan algoritma Eclat pernah digunakan pada tahun 2021, dengan menerapkan analisis keranjang belanja menggunakan algoritma Eclat, akan teridentifikasi pola asosiasi antara barang-barang yang dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi (Haristyarini dan Yustanti, 2021). Berdasarkan metode Apriori, teridentifikasi frekuensi pembelian barang bersama, yang membantu manajemen dalam menggabungkan produk untuk meningkatkan strategi pemasaran. Dalam jurnal ini juga memanfaatkan confidence untuk menilai keterkaitan antar produk. Dengan menerapkan algoritma Apriori, dapat menganalisis data transaksi dalam periode waktu tertentu. Informasi ini berguna untuk merancang strategi pemasaran dan promosi yang sesuai dengan keinginan pelanggan (Alma et al. 2020).

Penelitian ini memiliki perbedaan mendasar dibandingkan dengan penelitian-penelitian sebelumnya, terutama dari segi fokus dan pendekatan implementasi. Jika penelitian sebelumnya cenderung hanya menyoroti hubungan antar produk untuk strategi pemasaran atau penataan produk di retail secara umum, penelitian ini secara khusus menargetkan permasalahan kedaluwarsa sayuran yang cepat akibat tantangan dalam manajemen stok dan distribusi. Dengan memanfaatkan data transaksicyang besar (lebih dari 120 ribu data) dalam rentang waktu lebih dari dua tahun, penelitian ini tidak hanya membandingkan performa algoritma Apriori, FP-Growth, dan Eclat dalam menemukan aturan asosiasi, tetapi juga menilai efektivitas rekomendasi produk berdasarkan item pertama yang dimasukkan ke keranjang oleh pelanggan. Lebih lanjut, keterlibatan langsung perusahaan melalui Forum Group Discussion (FGD) sebagai bagian dari evaluasi sistem merupakan pendekatan baru yang menekankan pada ini menawarkan kontribusi yang lebih aplikatif dan kontekstual terhadap peningkatan efisiensi distribusi sayur organik, sekaligus menjawab permasalahan yang belum dijangkau secara spesifik oleh studi sebelumnya.

Dalam penelitian ini, metode asosiasi akan diterapkan untuk mengeksplorasi keterkaitan produk sayur organik dalam data transaksi. Proses pengolahan data transaksi akan melibatkan algoritma seperti Apriori, FP-Growth dan Eclat. Algoritma Apriori, FP-Growth, dan Eclat digunakan dalam proses asosiasi, sedangkan FGD (Forum Group Discussion) digunakan untuk pengujian sistem kepada perusahaan apakah sistem perekomendasian menggunakan salah satu metode asosiasi tersebut dapat memunculkan aturan asosiasi yang bermanfaat. Dengan demikian, diharapkan rekomendasi produk yang disampaikan kepada pelanggan menjadi lebih akurat. Metode Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) akan digunakan untuk pengerjaan proses standar dalam data mining guna menyelesaikan penelitian.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan analisis deskriptif dan kuantitatif dengan kerangka kerja CRISP-DM yang mencakup enam tahap, mulai dari Business Understanding hingga Deployment berupa prototype. Data penelitian diambil dari 120.642 transaksi penjualan sayuran organik pada periode Juni 2020 hingga November 2022, menggunakan teknik purposive sampling agar data yang dipilih benar-benar relevan dengan tujuan penelitian. Data

bersumber dari database SQL Server perusahaan yang diambil melalui SSMS dan diekspor ke format Excel, mencakup atribut seperti satuan, qty, harga, total, dan nama item.

Secara teknis, penelitian ini menerapkan algoritma association rule mining, yaitu Apriori, FP-Growth, atau Eclat, untuk menemukan pola pembelian dan merekomendasikan paket produk sesuai keranjang belanja pelanggan. Prototype sistem dirancang melalui dua tahap utama, yakni impor data dari Excel ke database, kemudian pemrosesan asosiasi untuk mengidentifikasi produk yang sering muncul bersamaan dalam transaksi.Pengujian sistem dilakukan dengan dua metode. Pertama, uji asosiasi menggunakan indikator support, confidence, dan lift untuk menentukan algoritma terbaik. Kedua, uji validasi menggunakan pendekatan black box melalui Focus Group Discussion (FGD), yang melibatkan diskusi kelompok dengan peserta terpilih untuk menilai apakah sistem yang dibangun sudah sesuai dengan kebutuhan pengguna di lapangan, tanpa perlu meninjau struktur atau logika internal sistem.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Business Understanding

Tahap ini merupakan langkah awal dalam metode CRISP-DM yang berfokus pada pemahaman terhadap konteks bisnis, permasalahan yang dihadapi, serta penetapan tujuan penelitian secara jelas. Pemahaman yang baik pada tahap ini menjadi landasan penting dalam keseluruhan proses data mining, karena akan mempengaruhi arah analisis dan interpretasi hasil.

Dalam penelitian ini, studi kasus diambil dari sebuah perusahaan distributor sayuran organik yang berlokasi di Cianjur, Jawa Barat. Perusahaan ini menghadapi tantangan signifikan dalam hal penurunan penjualan dan tingginya tingkat pembusukan produk. Produk sayuran organik yang memiliki masa simpan relatif singkat hanya bertahan beberapa hari, sehingga apabila tidak segera terjual, akan menimbulkan kerugian dari sisi stok dan biaya operasional.

Permasalahan ini menunjukkan perlunya strategi yang lebih cermat dalam memahami perilaku pembelian pelanggan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan analisis market basket guna mengidentifikasi pola pembelian pelanggan - khususnya kombinasi produk sayuran organik yang sering dibeli secara bersamaan. Dengan memperoleh pola ini, perusahaan dapat meningkatkan efisiensi dan efektivitas pada berbagai aspek operasional dan pemasaran.

Secara lebih rinci, manfaat bisnis yang diharapkan dari penelitian ini mencakup:

1. Penjualan *Bundling*
   Menyusun paket produk berdasarkan kombinasi item yang sering dibeli bersamaan, dengan tujuan meningkatkan nilai transaksi dan mendorong penjualan produk yang kurang populer namun sering muncul dalam pola asosiasi.
2. Manajemen Stok
   Mengoptimalkan pengelolaan persediaan dengan memprioritaskan produk yang memiliki keterkaitan kuat. Hal ini dapat membantu perusahaan mengurangi jumlah produk yang tidak terjual hingga melewati masa simpan (*expired*).

Untuk mendukung tujuan tersebut, penelitian ini akan membandingkan performa tiga algoritma asosiasi data mining, yaitu Apriori, FP-Growth, dan Eclat, guna menentukan algoritma terbaik dalam menghasilkan aturan asosiasi yang paling sesuai dan actionable untuk kepentingan bisnis. Proses seleksi algoritma terbaik akan mempertimbangkan akurasi, efisiensi komputasi, dan relevansi hasil terhadap kebutuhan bisnis.

Selanjutnya, hasil analisis ini akan dievaluasi menggunakan metode FGD bersama pihak perusahaan. Evaluasi ini bertujuan untuk menilai sejauh mana hasil yang diperoleh dapat diterapkan secara praktis serta memberikan manfaat nyata bagi perusahaan, khususnya dalam meningkatkan penjualan dan mengurangi pembusukan produk. Dengan pendekatan ini, penelitian diharapkan mampu menghasilkan solusi yang tidak hanya valid secara teknis, tetapi juga relevan dan bermanfaat secara langsung dalam konteks bisnis di lapangan. Sebagai sumber data transaksi, perusahaan distributor sayuran organik sudah memiliki aplikasi yang berjalan sampai sekarang, aplikasi yang digunakan berbasis desktop dapat dilihat pada gambar 4.1 sebagai berikut:



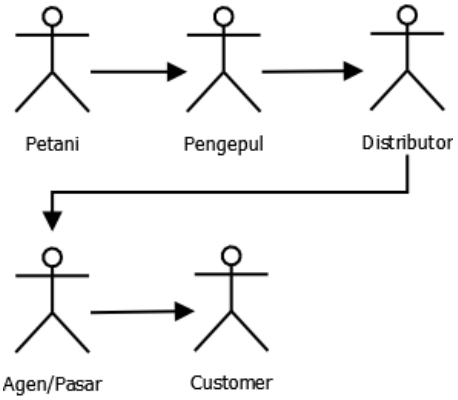
Gambar 1 Halaman Login Aplikasi Distributor Sayuran Oraganik

Kemudian terdapat tampilan awal setelah login dapat dilihat pada gambar 4.2 sebagai berikut:



Gambar 2 Halaman Beranda Aplikasi Distributor Sayuran Oraganik

Kemudian ada rantai pasok (*supply chain*) dalam bisnis sayuran organik melibatkan beberapa aktor yang berperan penting dalam pergerakan produk dari hulu ke hilir. Pada gambar 3.1 berikut menggambarkan alur *supply chain* dari petani hingga sampai ke tangan konsumen akhir.



Gambar 3 Supply Chain Bisnis

Pada tahap awal, Petani sebagai produsen utama bertanggung jawab atas penanaman dan panen sayuran organik. Setelah panen, produk hasil tani ini dijual kepada Pengepul, yang kemudian mengelola pengumpulan dan penyortiran hasil dari beberapa petani. Selanjutnya, produk dipindahkan ke tangan Distributor, yang memiliki peran penting dalam mendistribusikan produk dalam jumlah besar ke berbagai titik pasar. Dari distributor, produk dapat langsung disalurkan ke Agen/Pasar, yaitu pihak yang berfungsi sebagai perantara terakhir antara distributor dan konsumen. Di pasar inilah konsumen atau Customer membeli produk secara langsung.

Data Understanding

Pengumpulan dataset dalam penelitian ini dilakukan dengan memperoleh data transaksi penjualan dari sebuah perusahaan yang bergerak di bidang distribusi sayuran organik. Data yang dikumpulkan mencakup periode waktu mulai dari bulan Juni 2020 hingga November 2022, dengan total jumlah transaksi yang berhasil dihimpun sebanyak 120.642 entri. Seluruh dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh langsung dari tim Teknologi Informasi (IT) perusahaan. Proses pengambilan data dilakukan melalui media digital, dalam bentuk spreadsheet dengan ekstensi file .xlsx, yang merupakan format umum untuk penyimpanan data terstruktur. Dengan format ini, data dapat dengan mudah diolah dan dianalisis lebih lanjut.

Isi dari dataset tersebut mencakup informasi-informasi penting terkait transaksi penjualan sayuran organik. Setiap baris data mewakili satu transaksi yang telah selesai diproses hingga produk diterima oleh pelanggan, sehingga hanya mencakup transaksi yang benar-benar berhasil. Data ini sangat relevan untuk dianalisis dalam konteks data mining karena mencerminkan pola pembelian nyata dari pelanggan. Adapun dataset yang digunakan akan menjadi dasar dalam proses analisis dan eksplorasi pola transaksi menggunakan teknik data mining. Informasi lebih rinci mengenai struktur data dan atribut-atribut yang terdapat di dalam dataset tersebut dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. *Snapshot* Data Transaksi Penjualan Sayuran Organik

TrPONo	Satuan	*Qty*	Harga	Total	*Itemcode*	*Itemname*
PO-00040	PACK	16	5500	88000	I0041	BEETROOT ORGANIK - 250gr
PO-00040	PACK	61	3500	213500	I0119	CAISIM ORGANIK - 250gr
PO-00040	PACK	17	4000	68000	I0164	DAUN MINT - 30gr
PO-00040	PACK	100	9000	900000	I0195	HORINSO - 250gr
PO-00040	KG	11	21000	231000	I0515	BEET ROOT ORGANIK KG - 1kg
PO-00040	KG	45	9000	405000	I0690	LABU SIAM BESAR ORGANIK - 1kg
PO-00040	KG	28	5500	154000	I0713	LOBAK PUTIH ORGANIK/KG - 1kg
PO-00040	KG	21	11000	231000	I0935	WORTEL ORG / KG (CARROT) - 1kg
PO-00040	PACK	30	5000	150000	I1055	CAISIM BABY ORGANIK - 250gr
PO-00081	PACK	25	4500	112500	I0027	BAYAM HIJAU ORGANIK - 250gr
PO-00081	PACK	5	3500	17500	I0232	KANGKUNG ORGANIK - 250gr
PO-00081	PACK	16	10000	160000	I0287	SAYUR ASEM - 300gr
PO-00081	PACK	5	10000	50000	I0294	SAYUR LODEH KOMPLIT - 300gr
PO-00081	PACK	2	10000	20000	I0300	SAYUR SOP KOMPLIT - 300gr
PO-00081	KG	8	12000	96000	I0751	OYONG ORG/KG - 1kg
PO-00081	KG	2	12000	24000	I0799	PARE HIJAU ORG / KG (GREEN BETTER MELON) - 1kg
PO-00049	PACK	5	7500	37500	I0058	BUNCIS MINI - 250gr
PO-00049	KG	2	10000	20000	I0683	KYURI ORGANIK (JAPANESSE CUCUMBER) - 1kg
PO-00049	KG	5	11000	55000	I0843	TERONG UNGU ORG / KG (LONG EGG PLANT) - 1kg
PO-00056	PACK	6	7500	45000	I0058	BUNCIS MINI - 250gr
PO-00056	KG	1	10000	10000	I0683	KYURI ORGANIK (JAPANESSE CUCUMBER) - 1kg
PO-00056	KG	2	11000	22000	I0843	TERONG UNGU ORG / KG (LONG EGG PLANT) - 1kg
PO-00056	KG	3	9000	27000	I0850	TIMUN ACAR ORGANIK -1Kg

Penjelasan pada atribut data transaksi Tabel 4.1 sebagai berikut :

1. TrPONo (Transaction Purchase Order Number)

   Merupakan nomor unik untuk setiap transaksi pembelian yang dilakukan oleh pelanggan. Atribut ini berfungsi sebagai identifikasi utama untuk membedakan satu transaksi dengan transaksi lainnya.

2. Satuan

   Menunjukkan satuan unit dari produk sayuran organik yang dijual, dalam kasus ini hanya ada kilogram (kg) dan *pack*. Atribut ini penting untuk mengetahui bentuk kuantitas dari barang yang dijual.
3. *Qty* (Quantity)

   Menunjukkan jumlah unit produk yang dibeli dalam satu transaksi. Nilai dari atribut ini biasanya disesuaikan dengan satuan yang digunakan.
4. Harga Jual

   Merupakan harga satuan yang ditetapkan distributor kepada toko atau ritel untuk setiap produk yang dijual. Harga jual ini biasanya sudah mencakup margin keuntungan dari distributor.
5. Total

   Merupakan nilai total dari transaksi per item, yang biasanya didapat dari hasil perkalian antara qty dan harga jual. Total ini mencerminkan jumlah biaya yang dikeluarkan dalam satu transaksi untuk satu jenis produk.
6. *Itemcode*

   Merupakan kode unik dari setiap produk sayuran organik. Atribut ini berfungsi sebagai identifikasi produk untuk mempermudah pengolahan data dan analisis inventaris.
7. *Itemname*

   Menunjukkan nama dari produk sayuran organik yang dibeli, seperti wortel, timun, bayam hijau dan sebagainya. Atribut ini memudahkan identifikasi secara visual terhadap produk yang ditransaksikan.

Data Preparation

Tahap data preparation merupakan komponen yang sangat penting dalam proses data mining, khususnya dalam pencarian pola asosiasi antar item. Tahap ini bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi format yang layak dan siap untuk dianalisis. Dalam kerangka kerja CRISP-DM, data preparation dilakukan setelah tahap pemahaman data (*data understanding*), dan mencakup proses seleksi, pembersihan, serta transformasi data yang relevan dengan tujuan analisis. Kualitas data preparation yang baik memiliki dampak langsung terhadap akurasi dan efektivitas proses *data mining* pada tahap-tahap selanjutnya, seperti pemodelan, *evaluation*, dan *deployment*. Adapun beberapa langkah yang dilakukan dalam tahap *data preparation* antara lain adalah sebagai berikut:

Data Selection

Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari data transaksi pembelian produk sayuran organik. Dalam konteks data mining asosiasi, unit analisis yang digunakan adalah transaksi pembelian (TrPONo), sedangkan unit objek yang dianalisis adalah *itemcode* yang dibeli dalam satu transaksi. Berikut penjelasan atribut yang dipilih:

1. TrPONo: merepresentasikan ID Transaksi, digunakan sebagai penanda kelompok item.
2. *Itemcode*: merepresentasikan kode produk yang dibeli.
3. *Itemname*: merepresentasikan nama produk yang dibeli.

Atribut lain seperti satuan, qty, harga, dan total tidak digunakan dalam tahap ini karena algoritma asosiasi fokus pada frekuensi kemunculan *item* dalam suatu transaksi, bukan nilai kuantitatif. Kemudian kriteria dalam seleksi data sebagai berikut:

1. Hanya baris dengan qty > 0 yang dimasukkan dalam dataset, karena pembelian dengan kuantitas nol dianggap tidak terjadi.
2. Hanya data yang memiliki nilai *itemcode* yang tidak kosong dan valid yang digunakan.

Dikarenakan beberapa atribut tidak digunakan pada kasus asosiasi, maka atribut dataset setelah dilakukan seleksi dapat dilihat pada tabel 2:

Tabel 2 Seleksi Data

No	Kode PO	Daftar Produk
1	PO-00019	bayam hijau organik - 250g, bayam merah organik - 250g, kangkung organik - 250g, pakcoy sendok - 250g, selada keriting hijau - 250g, brokoly organik - 1kg, kembang kol organik caulyflower - 1kg, kol putihbulat organik cabbage - 1kg, kyuri organik japanesse cucumber - 1kg, lettuce iceberg organik - 1kg, sawi putih organik - 1kg, terong ungu org kg long egg plant - 1kg, timun acar organik -1kg, timun lokal organik - 1kg, zukini organik - 1kg, seledri organik - 1kg, asparagus hijau organik - 1kg
2	PO-00032	seledri organik - 250g, bayam hijau baby organik - 250g
3	PO-00034	bayam hijau organik - 250g, kangkung organik - 250g, pakcoy sendok - 250g, brokoly organik - 1kg, kembang kol organik caulyflower - 1kg, kol putihbulat organik cabbage - 1kg, kyuri organik japanesse cucumber - 1kg, lettuce iceberg organik - 1kg, sawi putih petsay organik - 1kg, bayam hijau baby organik - 250g, seledri organik - 1 kg
4	PO-00039	bayam hijau organik - 250g, kangkung organik - 250g, pakcoy sendok - 250g, selada keriting hijau - 250g, brokoly organik - 1kg, kembang kol organik caulyflower - 1kg, kol putihbulat organik cabbage - 1kg, kyuri organik japanesse cucumber - 1kg, lettuce iceberg organik - 1kg, sawi putih petsay organik - 1kg, terong ungu org kg long egg plant - 1kg, timun lokal organik - 1kg, zukini organik - 1kg, bayam hijau baby organik - 250g, kangkung baby organik - 250g, seledri organik - 1 kg
5	PO-00040	beetroot organik - 250g, caisim organik - 250g, daun mint - 30g, horinso - 250g, beet root organik - 1kg, labu siam besar organik - 1kg, lobak putih organikkg - 1kg, wortel org kg carrot - 1kg, caisim baby organik - 250g, wortel organik - 500g
6	PO-00044	bayam hijau organik - 250g, kangkung organik - 250g, pakcoy sendok - 250g, brokoly organik - 1kg, kembang kol organik caulyflower - 1kg, kol putihbulat organik cabbage - 1kg, kyuri organik japanesse cucumber - 1kg, lettuce iceberg organik - 1kg, sawi putih petsay organik - 1kg, terong ungu org kg long egg plant - 1kg, timun lokal organik - 1kg, zukini organik - 1kg
7	PO-00045	caisim organik - 250g, labu siam besar organik - 1kg, lobak putih organikkg - 1kg
8	PO-00046	brokoly organik - 1kg, pare hijau org kggeen better melon - 1kg
9	PO-00047	kacang merah - 250g, jagung manis kupas organik - 1kg, timun acar organik -1kg
10	PO-00049	buncis mini - 250g, kyuri organik japanesse cucumber - 1kg, terong ungu org kg long egg plant - 1kg
11	PO-00050	bayam hijau organik - 250g, kangkung organik - 250g
12	PO-00051	bayam hijau organik - 250g, wansui organik - 1kg
..	…	….
17676	PO-20280	cabe merah kriting - 200g, tomat tw - 250g, kyuri organik japanesse cucumber - 1kg, timun acar organik -1kg, pare lilin organik - 1 kg

Setelah dilakukan proses seleksi data, hanya atribut-atribut yang relevan untuk analisis asosiasi yang dipertahankan, yaitu *TrPONo* sebagai penanda transaksi, i*temcode* dan *itemname* sebagai identitas unik setiap item. Atribut lain seperti qty, harga jual, dan total dihilangkan karena algoritma asosiasi tidak mempertimbangkan nilai kuantitatif, melainkan hanya keberadaan suatu item dalam suatu transaksi.

Tabel 4.2 menunjukkan hasil dari proses seleksi tersebut, di mana setiap baris merepresentasikan sebuah item yang muncul dalam suatu transaksi tertentu. Format ini diperlukan untuk selanjutnya dilakukan transformasi data, yaitu mengelompokkan item-item berdasarkan transaksi agar membentuk struktur data yang sesuai untuk proses pencarian pola asosiasi.

Data Cleaning

Setelah proses seleksi dilakukan terhadap atribut dan baris data yang tidak relevan, langkah selanjutnya adalah tahap *data cleaning*. Meskipun data telah diseleksi, proses ini tetap penting untuk memastikan bahwa data benar-benar bersih, konsisten, dan layak untuk dianalisis lebih lanjut, khususnya dalam penerapan algoritma asosiasi. Beberapa aktivitas pembersihan data yang dilakukan meliputi:

1. Standarisasi Penulisan *Itemname*

   Pada proses data mining, khususnya metode asosiasi, konsistensi nama item sangat penting karena algoritma akan menganggap dua item yang sedikit berbeda sebagai dua entitas yang berbeda. Contohnya bayam hijau organik -250gr dan bayam hijau organik 250gr. Padahal secara bisnis, ini adalah produk yang sama. Oleh karena itu, perlu dilakukan proses standarisasi penulisan agar format penulisan setiap item konsisten. Berikut data sebelum dan sesudah dibersihkan berdasrkan penulisan nama produk:

Tabel 3 Standar Penulisan *Itemname*

Sebelum	Sesudah
bayam hijau organik / 250 gr	bayam hijau organik - 250g
Pakcoy Sendok - 250GR	pakcoy sendok - 250g
kangkung organik - 1 kg	kangkung organik - 1kg
SAWI PUTIH - 1KG	sawi putih - 1kg
TIMUN ACAR ORGANIK -1Kg	timun acar organik - 1kg
ASPARAGUS HIJAU ORGANIK -1Kg	asparagus hijau organik - 1kg

2. Penghapusan Karakter Tidak Perlu

   Pada *dataset* terdapat nama-nama produk yang mengandung karakter tambahan atau penjelas dalam tanda kurung, misalnya kembang kol organik (caulyflower) 1kg dan kyuri organik (japanese cucumber) 1kg. Karakter seperti tanda kurung dan penjelasan di dalamnya tidak selalu relevan untuk proses analisis asosiasi, karena dapat menyebabkan redundansi atau menciptakan persepsi bahwa itu adalah dua

produk berbeda. Berikut perubahan sebelum dan sesudah penghapusan karakter tidak perlu:

Tabel 4. Penghapusan Karakter Tidak Perlu

Sebelum	Sesudah
KEMBANG KOL ORGANIK (CAULYFLOWER) - 1kg	kembang kol organik caulyflower - 1kg
KYURI ORGANIK (JAPANESE CUCUMBER) - 1kg	kyuri organik japanese cucumber - 1kg
TERONG UNGU ORG / KG (LONG EGG PLANT) - 1kg	terong ungu organik long egg plant - 1kg
LOBAK PUTIH ORGANIK/KG - 1kg	lobak putih organik - 1kg
OYONG ORG/KG - 1kg	oyong org - 1kg
JAGUNG ACAR ORGANIK/KG - 1kg	jagung acar organik - 1kg

Berdasarkan Tabel 4.4, dapat dilihat bahwa karakter-karakter tambahan seperti penjelasan dalam tanda kurung dan garis miring telah dihapus atau disesuaikan agar lebih konsisten. Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa setiap item produk yang serupa tidak terbaca sebagai entitas yang berbeda oleh sistem. Misalnya, "KEMBANG KOL ORGANIK (CAULYFLOWER) - 1kg" diubah menjadi "kembang kol organik caulyflower - 1kg" agar tidak dianggap berbeda hanya karena adanya keterangan tambahan dalam tanda kurung.

Proses standarisasi dan penghapusan karakter sangat penting untuk menyederhanakan data sebelum digunakan dalam analisis asosiasi. Tanpa proses ini, sistem bisa menganggap produk yang sama sebagai entitas yang berbeda, yang akan memengaruhi akurasi dan relevansi dari aturan asosiasi yang dihasilkan.

Data Transformation

Tahap Data Transformation merupakan langkah penting dalam proses analisis data yang bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi format yang sesuai dengan kebutuhan analisis. Dalam penelitian ini, data transaksi penjualan sayuran organik yang diperoleh dari sistem dicocokkan dengan tujuan utama, yaitu untuk menemukan pola asosiasi antar produk yang sering dibeli secara bersamaan. Sebagai bagian dari tahap transformasi, data transaksi diubah ke dalam bentuk tabular biner. Setiap baris mewakili satu transaksi, sedangkan setiap kolom mewakili satu produk unik. Jika produk tersebut muncul dalam suatu transaksi, maka diisi dengan nilai 1, jika tidak maka 0. Format ini diperlukan untuk proses analisis asosiasi menggunakan algoritma seperti Apriori, FP-Growth dan Eclat. Format ini juga memudahkan proses perhitungan metrik seperti *support, confidence*, dan *lift*. Berikut perubahan *data transformation* dapat dilihat pada Tabel 5:

Tabel 5 Biner Transaksi Penjualan

TID	asparagus hijau organik	bayam hijau baby organik	bayam hijau organik	bayam merah organik	beet root organik	beetroot organik	brokoly organik	kyuri organik japanesse	buncis mini	tomat tw	pare lilin organik	caisim baby organik	timun acar organik	...	wortel organik	zukini organik	cabe merah kriting
PO-00019	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	...	0	1	0
PO-00032	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0
PO-00034	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0
PO-00039	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	...	0	1	0
PO-00040	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	...	1	0	0
PO-00044	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	...	0	1	0
PO-00045	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0
PO-00046	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0
PO-00047	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0
PO-00049	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	...	0	0	0
…	…	...	...	…	…	…	…	…	…	…	…	…	…	...	…	…	...
PO-20280	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	1	...	0	0	1

Tabel 5 merupakan representasi data transaksi penjualan produk sayuran organik dalam bentuk matriks biner, di mana setiap baris merepresentasikan satu transaksi yang diidentifikasi dengan kode TID (Transaksi ID), dan setiap kolom mewakili kode produk yang dijual. Nilai angka 1 pada sel menunjukkan bahwa produk tersebut termasuk dalam transaksi yang bersangkutan, sedangkan nilai 0 menunjukkan bahwa produk tidak dibeli dalam transaksi tersebut. Format data seperti ini digunakan sebagai bentuk transformasi data yang diperlukan untuk analisis lebih lanjut menggunakan metode data mining asosiasi, seperti algoritma Apriori, FP-Growth, atau Eclat. Dengan struktur ini, sistem dapat mengidentifikasi pola keterkaitan antarproduk, misalnya produk-produk yang sering dibeli bersamaan oleh konsumen. Hasil dari analisis asosiasi ini sangat berguna dalam pengambilan keputusan strategis, seperti pengaturan tata letak produk di toko, pembuatan bundling produk, serta penyusunan sistem rekomendasi pembelian yang lebih akurat dan relevan sesuai perilaku belanja konsumen.

Modeling

Tahap *modeling* bertujuan untuk membentuk model asosiasi yang dapat menemukan hubungan antar produk dari data transaksi penjualan sayuran organik. Sesuai dengan tujuan penelitian, dilakukan penerapan dan perbandingan tiga algoritma asosiasi yaitu Apriori, FP-Growth, dan Eclat. Masing-masing algoritma memiliki pendekatan berbeda dalam mencari *frequent itemset* dan membentuk aturan asosiasi. Proses modeling ini dilakukan melalui tahapan berikut:

Support Count

Perhitungan *support count* dilakukan untuk mengetahui seberapa sering suatu *item* atau produk muncul dalam keseluruhan data transaksi. Nilai *support count* merupakan indikator penting dalam mengidentifikasi produk-produk yang memiliki tingkat keterjadian tinggi, yang nantinya akan digunakan untuk membentuk *frequent itemset* dalam algoritma asosiasi seperti Apriori, FP-Growth, dan Eclat. Nilai *support count* dihitung berdasarkan jumlah kemunculan masing-masing produk dalam seluruh transaksi. Semakin tinggi nilai *support count*, semakin sering produk tersebut dibeli oleh konsumen, sehingga semakin besar peluang produk tersebut terlibat dalam pola asosiasi atau kombinasi pembelian lainnya. Berikut *support count* dengan *minimum support* sebesar 9% pada data transaksi penjualan sayuran organik yang sudah diurutkan dari yang terbesar sampai yang terkecil dapat dilihat pada tabel 4.6:

Tabel 6. *Support Count* Produk

No	Itemset	Support	Count
1	kol putihbulat organik cabbage - 1kg	0.1899	3356
2	brokoly organik - 1kg	0.1866	3299
3	pakcoy sendok - 250g	0.1803	3187
4	kyuri organik japanesse cucumber - 1kg	0.1768	3126
5	daun bawang organik - 250g	0.1686	2980
6	zukini organik - 1kg	0.1664	2942
7	timun acar organik -1kg	0.1659	2932
8	daun bawang organik - 1kg	0.1622	2868
9	timun lokal organik - 1kg	0.1607	2840
10	terong ungu org kg long egg plant - 1kg	0.1485	2625
11	bayam hijau organik - 250g	0.1384	2447
12	lobak putih organikkg - 1kg	0.1307	2311
13	horinso - 250g	0.1297	2292
14	sawi putih petsay organik - 1kg	0.1292	2283
15	labu siam besar organik - 1kg	0.1275	2254
16	kyuri organik japanesse cucumber - 1kg, zukini organik - 1kg	0.1241	2194
17	kangkung organik - 250g	0.1236	2184
18	sawi putih organik - 1kg	0.1200	2122
19	kyuri organik japanesse cucumber - 1kg, terong ungu org kg long egg plant - 1kg	0.1194	2110
20	wansui organik - 1kg	0.1182	2089
21	caisim organik - 250g	0.1110	1962
22	daun basil - 30g	0.1067	1886
23	terong ungu org kg long egg plant - 1kg, zukini organik - 1kg	0.1037	1833
24	bayam hijau baby organik - 250g	0.1026	1814
25	kyuri organik japanesse cucumber - 1kg, timun lokal organik - 1kg	0.1023	1809
26	tomat tw org kg tomato - 1kg	0.1022	1807
27	jagung manis kupas organik - 1kg	0.1002	1772
28	kol putihbulat organik cabbage - 1kg, sawi putih petsay organik - 1kg	0.0989	1749
29	daun rosemary - 30g	0.0986	1743
30	kyuri organik japanesse cucumber - 1kg, terong ungu org kg long egg plant - 1kg, zukini organik - 1kg	0.0978	1729

31	timun lokal organik - 1kg, zukini organik - 1kg	0.0977	1727
32	timun lokal organik - 1kg, terong ungu org kg long egg plant - 1kg	0.0943	1667
33	kembang kol organik caulyflower - 1kg	0.0935	1653
34	kangkung baby organik - 250g	0.0931	1646
35	selada keriting hijau - 250g	0.0905	1599

Tabel 6 menyajikan hasil perhitungan *support* dan jumlah kemunculan dari sejumlah *itemset* yang memenuhi ambang batas *minimum support* sebesar 9% dari total transaksi, yaitu sebesar 10.858 data (9% × 120.642). Dari hasil analisis, diperoleh sebanyak 35 itemset tunggal maupun kombinasi item yang lolos seleksi awal untuk proses pembentukan frequent itemsets dalam algoritma asosiasi.

Produk dengan tingkat support tertinggi adalah kol putihbulat organik cabbage - 1kg, yang muncul sebanyak 3.356 kali atau setara dengan 18,99% dari total transaksi. Disusul oleh brokoly organik - 1kg (18,66%) dan pakcoy sendok - 250g (18,03%). Ketiganya menunjukkan popularitas yang konsisten dan stabil di antara konsumen. Produk lain dengan tingkat kemunculan yang juga tinggi mencakup kyuri organik japanesse cucumber - 1kg (17,68%), daun bawang organik - 250g (16,86%), serta zukini organik - 1kg (16,64%).

Selain item tunggal, beberapa kombinasi item juga berhasil memenuhi ambang *minimum support*. Misalnya, kombinasi kyuri organik japanesse cucumber - 1kg dan zukini organik - 1kg memiliki support sebesar 12,41% (2.194 transaksi), sementara kombinasi tiga item yaitu kyuri, terong ungu, dan zukini organik tercatat sebanyak 1.729 kali atau 9,78%. Kehadiran kombinasi-kombinasi ini mengindikasikan kecenderungan pembelian bersamaan (co-purchase) antar produk-produk tertentu yang berpotensi menjadi pola asosiasi kuat dalam tahap selanjutnya.

Produk-produk yang hanya sedikit melampaui ambang minimum support seperti selada keriting hijau - 250g (9,05%) atau kangkung baby organik - 250g (9,31%) tetap dipertimbangkan sebagai kandidat itemset karena masih memenuhi kriteria support yang ditetapkan. Temuan ini penting sebagai dasar dalam proses pembentukan *frequent itemsets* menggunakan algoritma Apriori, FP-Growth dan Eclat, karena hanya item atau kombinasi item yang memiliki support ≥ 9% yang akan diproses lebih lanjut. Tahap ini sekaligus membantu menyaring data yang relevan untuk pencarian pola asosiasi yang signifikan dan bermakna dalam perilaku pembelian konsumen terhadap produk sayuran organik.

Pemodelan Apriori

Pada bagian ini dilakukan pemodelan menggunakan algoritma Apriori untuk menemukan pola asosiasi dalam data transaksi penjualan sayuran organik. Algoritma Apriori bekerja berdasarkan prinsip bahwa setiap subset dari itemset yang sering muncul (*frequent itemset*) juga harus termasuk *frequent*. Pemodelan dilakukan dengan menetapkan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* sebagai ambang batas. Berdasarkan hasil perhitungan *support* sebelumnya, nilai *minimum support* ditentukan dalam bentuk persentase terhadap total jumlah transaksi. Setelah melalui proses iteratif untuk mencari itemset yang memenuhi kriteria *minimum support*, algoritma membentuk *frequent itemset* dan menghasilkan aturan asosiasi.

***Frequent Itemset* Apriori**

Setelah menetapkan nilai minimum support sebesar 9%, langkah selanjutnya dalam algoritma Apriori adalah menghitung nilai support untuk setiap kombinasi item dalam data transaksi. Kombinasi item yang memiliki nilai support lebih besar atau sama dengan minimum support akan dimasukkan ke dalam kelompok frequent itemset. Proses ini dilakukan secara bertahap, dimulai dari 1-itemset, dilanjutkan ke 2-itemset, 3-itemset, dan seterusnya hingga tidak ditemukan lagi kombinasi item yang memenuhi batas *minimum support.*

Frequent itemset yang dihasilkan merepresentasikan kelompok produk yang paling sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan. Informasi ini dapat dimanfaatkan untuk menyusun strategi promosi, bundling produk, maupun pengelompokan tata letak barang. Berikut ini adalah Tabel 7 yang menampilkan hasil perhitungan *frequent* 1-itemset dengan minimum support sebesar 9% dari total 120.642 transaksi:

Tabel 7. *Frequent 1-Itemset*

No	Itemset	Support	Count
1	kol putihbulat organik cabbage - 1kg	0.1899	3356
2	brokoly organik - 1kg	0.1866	3299
3	pakcoy sendok - 250g	0.1803	3187
4	kyuri organik japanesse cucumber - 1kg	0.1768	3126
5	zukini organik - 1kg	0.1664	2942
6	timun acar organik -1kg	0.1659	2932
7	daun bawang organik - 250g	0.1686	2980
8	daun bawang organik - 1kg	0.1622	2868
9	timun lokal organik - 1kg	0.1607	2840
10	terong ungu org kg long egg plant - 1kg	0.1485	2625
11	bayam hijau organik - 250g	0.1384	2447
12	lobak putih organikkg - 1kg	0.1307	2311
13	horinso - 250g	0.1297	2292
14	sawi putih petsay organik - 1kg	0.1292	2283
15	labu siam besar organik - 1kg	0.1275	2254
16	kangkung organik - 250g	0.1236	2184
17	sawi putih organik - 1kg	0.1200	2122
18	wansui organik - 1kg	0.1182	2089
19	caisim organik - 250g	0.1110	1962
20	daun basil - 30g	0.1067	1886
21	bayam hijau baby organik - 250g	0.1026	1814
22	tomat tw org kg tomato - 1kg	0.1022	1807
23	jagung manis kupas organik - 1kg	0.1002	1772
24	daun rosemary - 30g	0.0986	1743
25	kembang kol organik caulyflower - 1kg	0.0935	1653
26	kangkung baby organik - 250g	0.0931	1646
27	selada keriting hijau - 250g	0.0905	1599

Tabel 7 Frequent 1-Itemset menunjukkan daftar item tunggal yang paling sering muncul dalam data transaksi dengan nilai support minimal sebesar 9%. Berdasarkan tabel tersebut, dapat dilihat bahwa "kol putihbulat organik cabbage - 1kg" merupakan item yang paling sering

dibeli, dengan nilai support sebesar 18,99% atau muncul sebanyak 3.356 kali dari total 120.642 transaksi. Item-item seperti "brokoly organik - 1kg", "pakcoy sendok - 250g", dan "kyuri organik japanesse cucumber - 1kg" juga termasuk dalam produk dengan frekuensi pembelian tinggi, masing-masing memiliki support di atas 17%. Hal ini mengindikasikan bahwa sayuran segar organik merupakan kategori produk yang sangat diminati oleh konsumen. Kemudian frequent 2-Itemset dapat dilihat pada tabel 8 sebagai berikut:

Tabel 8 *Frequent 2-Itemset*

No	Itemset	Support	Count
1	zukini organik - 1kg, kyuri organik japanesse cucumber - 1kg	0.1241	2194
2	terong ungu org kg long egg plant - 1kg, kyuri organik japanesse cucumber - 1kg	0.1194	2110
3	zukini organik - 1kg, terong ungu org kg long egg plant - 1kg	0.1037	1833
4	timun lokal organik - 1kg, kyuri organik japanesse cucumber - 1kg	0.1023	1809
5	sawi putih petsay organik - 1kg, kol putihbulat organik cabbage - 1kg	0.0989	1749
6	zukini organik - 1kg, timun lokal organik - 1kg	0.0977	1727
7	timun lokal organik - 1kg, terong ungu org kg long egg plant - 1kg	0.0943	1667

Tabel 8 Frequent 2-Itemset menunjukkan pasangan produk yang paling sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan, dengan nilai support minimal sebesar 9%. Pasangan item yang tercantum merupakan hasil dari kombinasi 2-itemset yang memiliki frekuensi kemunculan tertinggi dalam data transaksi. Terlihat bahwa kombinasi antara "zukini organik - 1kg" dan "kyuri organik japanesse cucumber - 1kg" merupakan pasangan paling dominan, dengan nilai support sebesar 12,41% atau muncul sebanyak 2.194 kali dari total 120.642 transaksi. Ini menunjukkan bahwa konsumen yang membeli salah satu dari kedua produk tersebut cenderung juga membeli pasangannya dalam waktu yang sama. Kombinasi lainnya yang juga menonjol antara lain:

1. Terong ungu organik dan kyuri organik (11,94%)
2. Zukini dan terong ungu (10,37%)
3. Timun lokal dan kyuri (10,23%)

Menariknya, banyak kombinasi 2-itemset yang terdiri dari sayuran buah seperti zukini, terong, dan timun. Hal ini bisa menjadi indikasi adanya pola konsumsi tertentu (misalnya bahan masakan atau menu tertentu) yang memerlukan kombinasi produk tersebut. Sementara itu, pasangan seperti "sawi putih petsay" dan "kol putihbulat" (9,89%) mencerminkan bahwa konsumen juga sering membeli sayuran daun secara bersamaan. Informasi ini dapat digunakan oleh manajemen toko atau divisi pemasaran untuk merancang strategi promosi bundling produk, serta menata rak berdasarkan asosiasi produk yang sering dibeli bersama. Berikut frequent 3-Itemset dapat dilihat pada tabel 9:

Tabel 9 *Frequent 3-Itemset*

No	Itemset	Support	Count
1	zukini organik - 1kg, terong ungu org kg long egg plant - 1kg, kyuri organik japanesse cucumber - 1kg	0.0978	1729

Tabel 9 Frequent 3-Itemset menunjukkan kombinasi tiga produk yang paling sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen, dengan nilai support minimal sebesar 9%. Berdasarkan hasil analisis, hanya terdapat satu kombinasi 3-itemset yang memenuhi ambang minimum support, yaitu kombinasi antara:

1. Zukini organik - 1kg
2. Terong ungu org kg long egg plant - 1kg
3. Kyuri organik japanesse cucumber - 1kg

Dengan nilai support sebesar 9,78% atau muncul sebanyak 1.729 kali dari total 120.642 transaksi. Ketiga produk tersebut merupakan jenis sayuran buah yang umumnya digunakan dalam masakan tumisan, grill, atau salad, sehingga kemungkinan besar dibeli bersamaan untuk keperluan menu tertentu atau pola konsumsi sehat tertentu. Fakta bahwa kombinasi ini tetap mempertahankan nilai support di atas 9% meskipun terdiri dari tiga item sekaligus menunjukkan adanya kekuatan asosiasi yang tinggi di antara produk-produk tersebut.

Hasil Yang Dicapai

Berdasarkan hasil perbandingan antara algoritma Apriori, FP-Growth, dan Eclat, dapat disimpulkan bahwa algoritma Apriori dan FP-Growth menunjukkan performa yang setara dalam hal kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan. Keduanya mampu menghasilkan 20 aturan asosiasi dengan nilai *confidence* tertinggi sebesar 0,94 dan nilai lift maksimum sebesar 5,33. Nilai rata-rata *confidence* dan lift yang diperoleh juga identik, yaitu masing-masing sebesar 0,68 dan 4,38, menunjukkan bahwa aturan yang dihasilkan cukup kuat dan relevan secara implikatif.

Sementara itu, algoritma Eclat hanya menghasilkan 14 aturan dengan *confidence* tertinggi sebesar 0,80 dan lift maksimum 4,55. Rata-rata *confidence* dan *lift* yang dicapai Eclat juga sedikit lebih rendah dibandingkan dua algoritma lainnya, yaitu 0,65 dan 4,03. Perbandingan ini dilakukan dengan menggunakan ambang *minimum support* sebesar 9% dari total data transaksi sebesar 120.642 data, yang bertujuan untuk menyaring hanya itemset yang benar-benar sering muncul dan relevan untuk dianalisis lebih lanjut. Parameter ini dipilih agar hasil aturan yang dihasilkan memiliki dukungan kuat dan representatif terhadap perilaku konsumen.

Dari sisi efisiensi waktu pemrosesan, Apriori terbukti menjadi algoritma paling efisien, dengan waktu proses hanya 0,25 detik, diikuti oleh FP-Growth dengan 0,95 detik, sedangkan Eclat menunjukkan performa yang jauh lebih lambat, dengan waktu proses mencapai 40,13 detik. Secara keseluruhan, berdasarkan kombinasi antara jumlah aturan, kualitas aturan, serta efisiensi waktu, algoritma Apriori dapat dianggap sebagai algoritma yang paling optimal untuk diterapkan pada dataset dan parameter yang digunakan dalam penelitian ini.

Hasil ini akan menjadi acuan penting dalam membandingkan performa dengan hasil-hasil yang telah dilaporkan dalam penelitian sebelumnya, guna mengetahui konsistensi temuan dan mengevaluasi performa relatif algoritma dalam konteks serta karakteristik data yang berbeda. Perbandingan lebih lanjut dengan literatur terdahulu dapat dilihat pada tabel 10:

Tabel 10. Perbandingan Hasil Penelitian Dengan Jurnal Terdahulu

No	Peneliti	Dataset & Parameter	Algoritma	Hasil & Temuan	Duras
1	Hafizh (2025)	120.642 transaksi produk sayuran organik. Min Support: 9%	Apriori, FP-Growth, Eclat	Apriori dan FP-Growth masing-masing menghasilkan 20 aturan asosiasi, dengan *confidence* tertinggi sebesar 0,94 dan *lift* tertinggi sebesar 5,33. Eclat menghasilkan 14 aturan asosiasi, dengan confidence tertinggi sebesar 0,80 dan lift tertinggi sebesar 4,55	Apriori tercepat: 0.25 detik. Eclat paling lambat: 40.13 detik.
2	Wahyu Pujiharto & Nasiri (2023)	Dataset INACBG's (14.672 baris, 2.151 kolom)Support: 1%, Confidence > 60%	Apriori, FP-Growth, Eclat	Ketiganya menghasilkan 7 aturan yang sama	FP-Growth tercepat (2.7484 detik) Eclat paling lambat (179.21 detik), boros memori
3	Sidiq et al. (2025)	1.289 transaksi toko sembako	FP-Growth	Hubungan kuat DAGING, BERAS (support 0.374, confidence 0.941, lift 1.032)BERAS: item dengan support tertinggi (0.912)	Tidak disebutkan durasi
4	Fitrianah & Zain (2021)	Transaksi aksesori handphoneSupport ≥ 50%, Confidence ≥ 80%	FP-Growth	Dihasilkan 211 aturan asosiasi relevan	Tidak disebutkan durasi

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, algoritma Apriori dipilih sebagai metode terbaik untuk dikembangkan dalam sistem rekomendasi produk. Pada saat minimum support ditetapkan sebesar 20%, tidak ditemukan aturan asosiasi yang memenuhi kriteria. Namun, setelah nilai support diturunkan menjadi 9%, sistem berhasil menemukan 20 aturan asosiasi yang valid, dengan confidence tertinggi sebesar 94% dan lift tertinggi sebesar 5,33. Dibandingkan dengan algoritma FP-Growth dan Eclat, Apriori menunjukkan performa yang paling seimbang antara kualitas aturan dan efisiensi waktu proses. Oleh karena itu, Apriori dinilai paling layak untuk digunakan dalam mendukung analisis pola pembelian dan pengambilan keputusan strategi pemasaran yang berbasis data.

Selanjutnya, evaluasi terhadap prototype dilakukan melalui kegiatan FGD yang melibatkan lima perwakilan dari berbagai peran dalam perusahaan. Hasil FGD menunjukkan bahwa seluruh peserta memahami sistem dan menganggap sistem ini sesuai atau sangat sesuai dengan kebutuhan perusahaan. Beberapa masukan utama yang diberikan meliputi penambahan fitur filter produk, serta integrasi sistem rekomendasi dengan aplikasi distributor sayuran organik yang sudah ada, agar proses dapat berjalan lebih real-time.

REFERENSI

Adi, A. C. (2024). Comparative Study Of Fp-Growth And Apriori In Grocery Analysis. *Jurteksi (Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi)*, *11*(1), 101–108.

Alma, E., Utami, E. and Wahyu Wibowo, F. (2020) 'Implementasi Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk pada Toko Online', Citec Journal, 7(1), pp. 63–72.

Ardian Nugroho, F., Pramono, B. and Teknik Informatika, J. (2024) 'Komparasi Algoritma Equivalence Class Transformation (ECLAT) dan FP-Growth pada Analisis Data Penjualan', ANIMATOR, 2(1), pp. 1–5.

Baby, T. and Nirmaladevi, P. (2022) A Survey On Detection Methods Using Data Mining, International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology. Available at: http://www.ijeast.com.

Bayu Atmaja, G. and Rachman, R. (2025) 'Perbandingan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Pada Analisis Perilaku Konsumen Terhadap Pembelian Data Elektronik', Jurnal Informatika Teknologi dan Sains, 7(1), p. 307.

Dandi Sudrajat and Nur Alamsyah (2023) 'Penerapan Data Mining Menganalisa Pola Pembelian Sayur Hidroponik Sawargaloka Hydrofarm Metode Apriori', SABER : Jurnal Teknik Informatika, Sains dan Ilmu Komunikasi, 2(1), pp. 200–210. Available at: https://doi.org/10.59841/saber.v2i1.690.

Fauzi, A., Yanto, A.B.H. and Indriyani, N. (2023) 'Data Mining Implementation of Organic VegeTabel Sales Using Apriori Algorithm', JURNAL TEKNOLOGI DAN OPEN SOURCE, pp. 98–109. Available at: https://doi.org/10.36378/jtos.v6i1.3049.

Fauzy, M. et al. (2016) Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Simulasi Prediksi Hujan Wilayah Kota Bandung, Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan.

Fitrianah, D. and Zain, S.Y. (2021) Analysis of Consumer Purchase Patterns on Handphone Accessories Sales Using FP-Growth Algorithm.

Gawande, M. and Pise, M. (2019) 'Application of Data Mining in Telecommunication Industry', 7, pp. 5–8. Available at: http://www.ijritcc.org.

Genjang Setyorini, S. et al. (2021) 'Market Basket Analysis with K-Means and FP-Growth Algorithm as Citra Mustika Pandawa Company Analisis Keranjang Pasar Menggunakan Algoritma K-Means dan FP-Growth pada PT. Citra Mustika Pandawa', 1, pp. 41–46. Available at: :https://journal.irpi.or.id/index.php/malcom (Accessed: 9 February 2024).

Hadi, S. and Saputra, N. (2021) 'Fasilitasi FGD Tokoh dan Seniman Musik Kalimantan Selatan dalam Perumusan Konsep Musik Lagu Banjar', Bubungan Tinggi: Jurnal Pengabdian Masyarakat, 3(1). Available at: https://doi.org/10.20527/btjpm.v3i1.2302.

Haristyarini, R. and Yustanti, W. (2021) 'Penerapan Metode Market Basket Analysis dengan Algoritma Eclat dan Prediksi dengan Artificial Neural Network pada Data Transaksi Penjualan', JEISBI, 02, pp. 21–29.

He, Y., Sun, J. and Tan, X. (2025) 'Performance of Apriori Algorithm for Detecting Drug–Drug Interactions from Spontaneous Reporting Systems', Mathematics, 13(11). Available at: https://doi.org/10.3390/math13111710.

Khasanah, F.N. and Nhita, F. (2018) 'Weather Forecasting in Bandung Regency based on FP-Growth Algorithm', Intl. Journal on ICT [Preprint]. Available at: https://doi.org/10.21108/indojc.2018.42.203.

Kumara, Banage T G S, Illankoon, I.M.G.L. and Kumara, B T G S (2020) Analyzing the Influence of Various Factors for VegeTabel Price using Data Mining. Available at: https://www.researchgate.net/publication/348231554.

Lubis, H. (2025) 'Implementation of the Apriori Algorithm for Product Arrangement in a Minimarket', Greenation International Journal of Engineering Science (GIJES) [Preprint]. Available at: https://doi.org/10.38035/gijes.v2i4.

Memon, M.A. et al. (2025) 'Purposive Sampling: A Review And Guidelines For Quantitative Research', Journal of Applied Structural Equation Modeling, 9(1), pp. 1–23. Available at: https://doi.org/10.47263/JASEM.9(1)01.

M, J.I., M, W.A. and Rasool, A. (2019) 'VegeTabels as a source of important nutrients and bioactive compounds: their human health benefits', MOJ Food Processing & Technology, 7(4), pp. 136–146. Available at: https://doi.org/10.15406/mojfpt.2019.07.00233.

Mohammed, A. et al. (2024) Developing an Efficient FP-Growth Algorithm using Ordered Frequent Itemsets Matrix for Big Data, Original Research Paper International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering IJISAE. Available at: www.ijisae.org.

Mohammed, S. et al. (2023) 'A statistical method for predicting quantitative variables in association rule mining', Information Systems, 118. Available at: https://doi.org/10.1016/j.is.2023.102253.

Munfarijah, V., Lucia, D. and Pardede, C. (2020) Implementation of FP-Growth Algorithm in Determining Food Package Recommendation in Sunan Giri Ribs Meatball Restaurant, International Journal of Computer Applications.

NG, W., Sukma, R. and Juliane, C. (2024) 'Optimizing Marketing Strategies Using FP-Growth and Association Rule Mining Algorithms in the Textile Industry', Journal of World Science, 3(5), pp. 557–566. Available at: https://doi.org/10.58344/jws.v3i5.599.

Osman, A.S. (2019) Data Mining Techniques: Review. Available at: https://www.educba.com/7-data-.

Patil, H. et al. (2023) Enhancing Retail Strategies through Apriori, ECLAT& FP Growth Algorithms in Market Basket Analysis, Article International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication. Available at: http://www.ijritcc.org.

Ping, H. et al. (2024) 'Optimization of VegeTabel Restocking and Pricing Strategies for Innovating Supermarket Operations Utilizing a Combination of ARIMA, LSTM, and FP-Growth Algorithms', Mathematics, 12(7). Available at: https://doi.org/10.3390/math12071054.

Setiawan, A., Kurniawan, V. and Novita, R. (2024) 'Penerapan Algoritma Eclat Untuk Mencari Pola Hubungan Antar Barang Pada Data transaksi Penjualan', IJIRSE: Indonesian Journal of Informatic Research and Software Engineering [Preprint].

Sidiq, Y., Kurniawan, R. and Suprapti, T. (2025) 'Peningkatan Efisiensi Model Asosiasi Pada Data Transaksi Penjualan Sembako Dengan Algoritma Fp-Growth', Jurnal Informasi Interaktif [Preprint].

Solano, J.A. et al. (2021) 'Predictive models assessment based on CRISP-DM methodology for students performance in Colombia - Saber 11 Test', in Procedia Computer Science. Elsevier B.V., pp. 512–517. Available at: https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.12.278.

Srinadh (2022) 'Evaluation of Apriori, FP growth and Eclat association rule mining algorithms', International journal of health sciences, pp. 7475–7485. Available at: https://doi.org/10.53730/ijhs.v6ns2.6729.

Wahyudi, A. et al. (2016) 'Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menemukan Frequent Itemset Dalam Keranjang Belanja', Teknologi Elektro, 15(2), pp. 27–32.

Wahyu Pujiharto, E. and Nasiri, A. (2023) 'Analysis of The Performance of The Apriori, FP-Growth and Eclat Algorithms In Finding Frequency Patterns In The Ina-Cbg's Dataset', Cogito Smart Journal |, 9(2).

Yosua, G. and Sihotang, B. (2021) Implementasi Data Mining Dalam Menentukan Korelasi Antara Association Rule.