

IMPLEMENTASI ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK POLA PENJUALAN DI CV LEMAN WIDJI CIREBON

Septi Amelia Putri¹, Nining Rahaningsih², Irfan Ali³, Umi Hayati⁴.

Program Studi Teknik Informatika¹⁴
Program Studi Komputerisasi Akuntansi²
Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak³

STMIK IKMI Cirebon
<https://ikmi.ac.id/page/18/?lang=de>
septiameliaptr09@gmail.com

(*) Corresponding Author : septiameliaptr09@gmail.com
Published : 20 Juli 2026

Abstract—The rapid growth of the ready-to-consume food industry has intensified competition and required companies to accurately analyze sales patterns in order to formulate effective inventory and promotional strategies. CV Leman Widji Cirebon, as an official distributor of Cimory products, faces challenges in fully understanding consumer purchasing behavior because the existing transaction records have not been optimally utilized. The available sales data has primarily served administrative purposes without systematic efforts to uncover patterns that could support data-driven business decision-making. The main problems identified in this study include the lack of information regarding the most frequently purchased products (frequent itemset), the absence of product combinations that could highlight cross-selling opportunities, and the unavailability of analytical insights that could support inventory and promotional planning. This study aims to: (1) identify the products with the highest sales frequency, (2) determine product combinations with the highest support values, and (3) analyze how the results of FP-Growth can assist the company in designing inventory and promotional strategies. The research methodology follows the Knowledge Discovery in Databases (KDD) framework, consisting of data selection, preprocessing, transformation, modeling, and evaluation. The dataset comprises 13,761 Cimory product transactions recorded during September 2025 and was processed using RapidMiner Studio. FP-Growth was selected due to its efficiency in extracting frequent itemsets without repeatedly generating candidate itemsets. The results show that products with the highest support values belong to the Cimory UHT 125 ml category, making them the most frequently purchased items. However, due to the dataset structure in which each transaction records only a single product, the study did not identify any multi-item combinations. As a result, FP-Growth generated only 48 single-item frequent itemsets. Despite these limitations, the frequency analysis provides valuable insights into consumer demand patterns that can guide inventory prioritization, distribution planning, and promotional strategies. The findings also emphasize that the current transaction recording system, which does not support multi-item transactions, limits the ability to perform meaningful association analysis. Therefore, future improvements to the transaction system are recommended to enable deeper exploration of product purchasing relationships. This study provides practical contributions by supporting inventory optimization based on actual sales patterns and academic contributions by demonstrating the application of FP-Growth to single-item transaction datasets. Overall, the findings highlight the importance of data mining as a decision-support tool that delivers strategic value for distribution companies.

Keywords: FP-Growth, Frequent Itemset, Sales Pattern, Cimory, KDD.

Abstrak—Pertumbuhan industri pangan siap konsumsi yang semakin kompetitif menuntut perusahaan untuk mampu menganalisis pola penjualan secara akurat agar dapat merumuskan strategi persediaan dan promosi yang efektif. CV Leman Widji Cirebon, sebagai distributor resmi produk Cimory, menghadapi tantangan dalam memahami pola pembelian konsumen secara menyeluruh karena pencatatan transaksi yang dilakukan selama ini belum dimanfaatkan secara optimal. Data transaksi yang tersedia hanya digunakan untuk tujuan administratif, tanpa adanya upaya sistematis untuk menggali pola penjualan yang dapat dijadikan dasar pengambilan keputusan bisnis. Permasalahan utama dalam penelitian ini adalah belum diketahuinya produk yang paling sering dibeli konsumen (frequent itemset), ketiadaan informasi mengenai kombinasi produk yang berpotensi menjadi peluang cross-selling, serta belum adanya analisis

terstruktur mengenai bagaimana hasil data mining dapat mendukung strategi persediaan dan pemasaran perusahaan. Penelitian ini bertujuan untuk: (1) mengidentifikasi produk dengan tingkat frekuensi penjualan tertinggi, (2) menentukan kombinasi produk yang memiliki nilai support tertinggi, serta (3) menganalisis sejauh mana hasil penerapan algoritma FP-Growth dapat membantu perusahaan dalam merumuskan strategi pengelolaan persediaan dan promosi. Metode yang digunakan mengacu pada kerangka Knowledge Discovery in Databases (KDD) yang meliputi tahapan data selection, pre-processing, transformation, modeling, dan evaluasi hasil. Dataset yang digunakan terdiri dari 13.761 transaksi penjualan produk Cimory selama bulan September 2025 dan diproses menggunakan perangkat lunak RapidMiner Studio. Algoritma FP-Growth dipilih karena memiliki kemampuan dalam mengekstraksi pola frequent itemset secara efisien tanpa menghasilkan kandidat itemset secara berulang. Hasil penelitian menunjukkan bahwa produk dengan nilai support tertinggi berasal dari kategori **Cimory UHT 125 ml**, yang menjadi item paling banyak muncul dalam transaksi penjualan. Namun, penelitian ini tidak menemukan adanya multi-itemset atau kombinasi produk karena seluruh transaksi dalam dataset hanya memuat satu jenis produk, sehingga FP-Growth hanya menghasilkan 48 frequent itemset tunggal. Meskipun demikian, hasil frequency analysis tetap memberikan gambaran penting mengenai pola permintaan konsumen dan dapat digunakan sebagai dasar untuk menentukan prioritas persediaan, perencanaan distribusi, serta penyusunan strategi promosi. Penelitian ini juga menegaskan bahwa struktur pencatatan transaksi yang tidak mendukung multi-item menjadi hambatan utama dalam penerapan analisis asosiasi. Oleh karena itu, penelitian merekomendasikan perbaikan sistem pencatatan transaksi agar memungkinkan analisis pola pembelian yang lebih mendalam pada masa mendatang. Temuan ini memberikan kontribusi praktis bagi perusahaan dalam mengoptimalkan pengelolaan persediaan berdasarkan pola penjualan aktual, sekaligus memberikan kontribusi akademik mengenai penerapan FP-Growth pada dataset transaksi tunggal. Dengan demikian, penelitian ini menegaskan pentingnya data mining sebagai alat pendukung keputusan yang mampu memberikan nilai tambah strategis bagi perusahaan distribusi.

Kata Kunci: FP-Growth, Frequent Itemset, Pola Penjualan, Cimory, KDD.

INTRODUCTION

Perkembangan pesat di bidang informatika dalam beberapa dekade terakhir telah membawa perubahan signifikan pada berbagai sektor kehidupan, mulai dari industri, kesehatan, pendidikan, hingga sistem energi dan transportasi. Melimpahnya data digital yang dihasilkan dari berbagai proses operasional mendorong kebutuhan akan teknik analitik yang mampu menemukan pola, pengetahuan tersembunyi, serta hubungan antardata secara lebih akurat dan efisien. Sejalan dengan itu, metode data mining—khususnya association rule mining dan algoritma seperti Apriori, FP-Growth, serta berbagai pengembangannya—menjadi semakin penting untuk membantu pengambilan keputusan berbasis data dalam konteks modern [1]. Di sektor energi, misalnya, keandalan sistem sangat dipengaruhi oleh kemampuan menganalisis data multistate untuk mendeteksi pola kegagalan pada perangkat seperti wind power converter. Pendekatan analitik berbasis FP-Growth telah digunakan untuk mengekstraksi parameter penting dalam sistem SCADA agar operator dapat menilai kondisi perangkat secara lebih akurat [2]. Di bidang pendidikan, pertumbuhan platform digital juga menghasilkan data masif yang dapat dianalisis untuk memahami perilaku belajar, interaksi mahasiswa-dosen, hingga prestasi

akademik mahasiswa. Teknik seperti association rule mining digunakan untuk menemukan hubungan tersembunyi antara indikator keterlibatan mahasiswa, pola interaksi, dan hasil belajar [3]. Selain itu, perkembangan metode optimasi dalam association rule mining turut memperkaya solusi analitik modern. Misalnya, pengembangan algoritma seperti SDFP-Growth yang menghilangkan kebutuhan trial-and-error dalam penentuan minimum support dan meningkatkan efisiensi komputasi, memberikan kontribusi penting dalam penanganan dataset berskala besar [1]. Sementara itu, penelitian lain mengusulkan pendekatan baru untuk meningkatkan efisiensi proses penambangan frequent itemset melalui pemanfaatan hubungan antara dataset berskala kecil dan besar [4]. Oleh karena itu, berbagai penelitian tersebut menunjukkan bahwa teknik association rule mining dan algoritma turunannya memainkan peran krusial dalam menyediakan wawasan komputasional yang dapat membantu proses prediksi, klasifikasi, dan pengambilan keputusan. Kompleksitas data yang kian meningkat menuntut algoritma yang semakin cepat, adaptif, dan mampu menghasilkan pola berkualitas tinggi. Hal inilah yang menjadi dasar dan relevansi utama penelitian ini untuk terus mengeksplorasi, menguji, serta mengembangkan model analitik berbasis association rule mining yang efisien dan akurat.

Perkembangan data dalam skala besar pada berbagai bidang Informatika menimbulkan tantangan baru terkait bagaimana pola, hubungan, dan informasi penting dapat ditambang secara cepat dan akurat. Meskipun metode association rule mining telah banyak diterapkan, sejumlah penelitian menunjukkan bahwa algoritma konvensional seperti Apriori dan FP-Growth masih menghadapi kendala dari sisi efisiensi, terutama saat berhadapan dengan dataset berdimensi tinggi maupun data yang terus berubah [4]. Selain itu, masalah parameter tuning seperti penentuan nilai minimum support sering dilakukan dengan metode coba-coba (trial and error), menyebabkan pola yang diekstraksi tidak selalu optimal dan dapat membebani sumber daya komputasi [1]. Tantangan lain muncul ketika data bersifat inkremental, sebab penambahan dataset baru dapat mengubah frequent itemset yang sudah ditemukan, sehingga algoritma memerlukan mekanisme pembaruan yang cepat tanpa harus memindai ulang seluruh basis data [5]. Dalam konteks aplikatif, berbagai domain seperti pendidikan, energi, kesehatan, dan sistem jaringan juga menghadapi permasalahan analitik yang kompleks. Pada ranah pendidikan, misalnya, semakin besarnya data aktivitas mahasiswa menuntut metode penemuan pola yang mampu menjelaskan hubungan antara keterlibatan, kualitas interaksi, dan performa akademik secara akurat, yang pada kenyataannya belum banyak dijawab oleh model-model yang ada [3]. Di sektor energi, sistem seperti wind power converters bergantung pada analisis parameter multistate yang sangat variatif, sehingga diperlukan metode pemilihan fitur dan perhitungan hubungan variabel yang dapat menangani data kompleks secara efektif [2]. Pada bidang kesehatan, penggunaan data ekspresi gen yang berdimensi sangat tinggi membuat proses klasifikasi penyakit seperti dengue membutuhkan mekanisme reduksi fitur dan mining aturan yang efisien, yang tidak dapat sepenuhnya ditangani oleh pendekatan standar [6]. Permasalahan serupa juga terjadi pada pengelolaan resource di sistem jaringan modern, seperti caching pada arsitektur MEC 5G, di mana pola permintaan konten berubah sangat dinamis dan membutuhkan pendekatan prediktif yang mampu mengidentifikasi hubungan permintaan secara real-time [7]. Selain itu, beberapa penelitian menunjukkan bahwa metode clustering yang digunakan untuk pra-proses atau seleksi fitur masih sering menghasilkan kelompok yang kurang stabil apabila tidak

dipadukan dengan teknik penambangan pola yang tepat [8]. Hal-hal tersebut mengindikasikan adanya kesenjangan nyata dalam literatur mengenai pentingnya integrasi metode penambangan frequent pattern dengan teknik optimasi atau komputasi lanjutan lainnya. Dengan demikian, penelitian yang mengevaluasi, meningkatkan, atau memodifikasi algoritma association rule mining seperti FP-Growth menjadi sangat relevan untuk menjawab tantangan Informatika modern. Kompleksitas permasalahan tersebut menunjukkan adanya kebutuhan mendesak untuk menghadirkan pendekatan analitik yang lebih adaptif, efisien, dan akurat agar mampu menangani data besar dan beragam secara optimal.

Penelitian terkait association rule mining dan pengembangan algoritma frequent pattern telah berkembang pesat dalam beberapa tahun terakhir, menunjukkan berbagai pendekatan untuk meningkatkan efisiensi, akurasi, dan kemampuan adaptasi algoritma. Beberapa penelitian sebelumnya memberikan fondasi penting namun masih menyisakan ruang untuk kajian lebih lanjut. Misalnya, [1] mengembangkan algoritma SDFP-Growth yang mampu mengurangi ketergantungan pada penentuan minimum support secara manual dan menurunkan dimensi data melalui proses dua tahap sebelum penambangan pola frekuensi dilakukan. Meskipun sukses meningkatkan efisiensi, pendekatan ini masih perlu diuji pada konteks data dinamis dan skenario inkremental yang lebih kompleks. Penelitian lain oleh [4] mengusulkan metode up-scaling frequent itemsets yang memungkinkan pola dari dataset berskala besar diestimasi berdasarkan pola yang telah ditambang dari dataset kecil, tanpa perlu menambang ulang seluruh dataset. Pendekatan ini terbukti mengurangi waktu dan memori secara signifikan, namun masih memiliki keterbatasan dalam hal akurasi ketika terdapat ketidaksamaan distribusi antara dataset kecil dan dataset besar yang menjadi basis estimasi. Hal ini membuka peluang untuk integrasi metode hybrid yang mempertimbangkan struktur data multilevel atau berbasis pembelajaran mesin. Selain itu, studi oleh [5] memperkenalkan algoritma FIUFP-Growth, sebuah mekanisme penambangan pola inkremental yang mengoptimalkan pembaruan frequent itemsets tanpa memindai ulang seluruh basis data. Solusi ini memanfaatkan struktur ICP-tree untuk mempercepat proses pembaruan. Meskipun sangat efisien pada dataset yang terus bertambah, pendekatan ini belum sepenuhnya mengeksplorasi performa algoritma ketika menghadapi variasi parameter support maupun kondisi data yang mengalami fluktuasi ekstrem. Dengan demikian, terdapat ruang penelitian terkait adaptabilitas

algoritma tersebut pada berbagai domain aplikasi dan berbagai tipe data. Di sisi lain, penelitian dalam bidang pendidikan dan kesehatan juga menunjukkan pemanfaatan asosiasi pola yang menarik. [3] menerapkan FP-Growth untuk menganalisis indikator keterlibatan mahasiswa dan memvalidasi hubungan tersebut melalui structural equation modelling, namun penelitian tersebut belum berfokus pada optimasi proses penambangan frequent pattern itu sendiri. Sedangkan [9] menggunakan FP-Growth dan Apriori dalam proses klasifikasi demam dengue berbasis data ekspresi gen yang sangat berdimensi tinggi, namun pendekatan ini bergantung pada tahap reduksi fitur berbasis klusterisasi yang hasilnya sangat bergantung pada kualitas cluster. Berdasarkan pemetaan tersebut, jelas bahwa penelitian-penelitian sebelumnya telah memberikan kontribusi penting dalam efisiensi penambangan pola, adaptasi terhadap data besar, dan penerapan lintas-domain. Namun, masih terdapat celah penelitian, khususnya dalam merancang metode penambangan pola yang lebih adaptif, efisien, dan mampu menangani variasi jenis data, termasuk data inkremental, data berdimensi tinggi, serta data operasional yang kompleks. Hal inilah yang menjadi dasar penting bagi penelitian lanjutan untuk menghadirkan solusi yang lebih optimal dan relevan bagi kebutuhan analitik modern.

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengevaluasi serta mengoptimalkan proses, khususnya melalui pendekatan FP-Growth dan variannya agar mampu menghasilkan pola yang lebih akurat, relevan, dan efisien dalam konteks data berskala besar maupun dinamis. Penelitian ini berupaya menjawab berbagai kesenjangan yang diidentifikasi pada studi sebelumnya, seperti kebutuhan untuk mengurangi ketergantungan pada penentuan parameter secara manual meningkatkan kecepatan pemrosesan frequent itemset pada dataset multi-skala [4] serta mengembangkan mekanisme pembaruan pola secara inkremental tanpa memindai ulang seluruh basis data [5]. Penelitian ini juga bertujuan untuk memperkuat pemahaman terhadap bagaimana algoritma frequent pattern dapat diterapkan secara lebih efektif pada berbagai domain, seperti pendidikan dan sistem energi cerdas [2]. Dengan demikian, studi ini memiliki signifikansi yang tinggi, tidak hanya dalam memperluas literatur akademik tetapi juga dalam memperbaiki kinerja analitik pada sistem yang bergantung pada pola dan keterhubungan data. Selain memberikan

kontribusi teoretis, penelitian ini memiliki manfaat praktis berupa peningkatan efisiensi komputasi, pengurangan waktu pemrosesan, serta kemampuan untuk menangani model data yang berubah secara real-time—yang sangat dibutuhkan dalam era data modern. Pada akhirnya, hasil penelitian diharapkan dapat menjadi rujukan untuk pengembangan sistem analitik berbasis aturan yang lebih adaptif dan berdaya saing tinggi dalam bidang Informatika.

Metode yang digunakan dalam penelitian ini mengacu pada alur analisis data modern, terutama kerangka kerja *Knowledge Discovery in Databases (KDD)*, yang memuat tahapan mulai dari akuisisi data, preprocessing, transformasi, hingga evaluasi hasil pola yang ditemukan. Pendekatan ini dipilih karena terbukti relevan dan efektif dalam berbagai studi sebelumnya yang mengimplementasikan algoritma *frequent pattern mining* di berbagai domain, seperti pendidikan, energi, kesehatan, dan ritel. Misalnya, penelitian [3] menunjukkan bahwa integrasi preprocessing dan FP-Growth dapat mengungkap pola keterlibatan mahasiswa sebelum dimodelkan dalam structural equation modelling. Di sektor energi, [2] menggunakan seleksi parameter SCADA lalu melakukan rekonstruksi data sebelum mengintegrasikan FP-Growth dengan model prediktif berbasis LSTM, menunjukkan pentingnya preprocessing dalam meningkatkan akurasi analisis multistate parameter. Sejalan dengan temuan tersebut, penelitian ini menerapkan metode FP-Growth pada dataset transaksi Cimory melalui pendekatan eksperimental menggunakan perangkat lunak RapidMiner. Tahapan preprocessing dilakukan dengan menyeleksi atribut relevan, mengubah data nominal menjadi bentuk biner, serta memastikan kualitas dataset sebelum memasuki tahapan penambangan pola, sebagaimana juga dipraktikkan pada penelitian-penelitian terdahulu yang menekankan bahwa kualitas input sangat menentukan kualitas output pola frekuensi. Setelah preprocessing selesai, algoritma FP-Growth digunakan untuk menghitung support tiap item berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam data, mengikuti pendekatan efisien yang diperkenalkan dalam penelitian incremental pattern mining oleh [5] yang mengoptimalkan proses FP-Tree dalam pembaruan dataset. Dalam konteks penelitian ini, metode FP-Growth diterapkan untuk mengidentifikasi produk dengan tingkat permintaan tertinggi, sehingga pendekatan difokuskan pada pengukuran support item tunggal. Pendekatan ini sesuai dengan eksperimen sebelumnya yang mendemonstrasikan bagaimana FP-Growth tetap dapat menghasilkan wawasan meskipun tidak menemukan kombinasi pola akibat struktur dataset yang terbatas. Metode ini memberikan gambaran analitis yang jelas

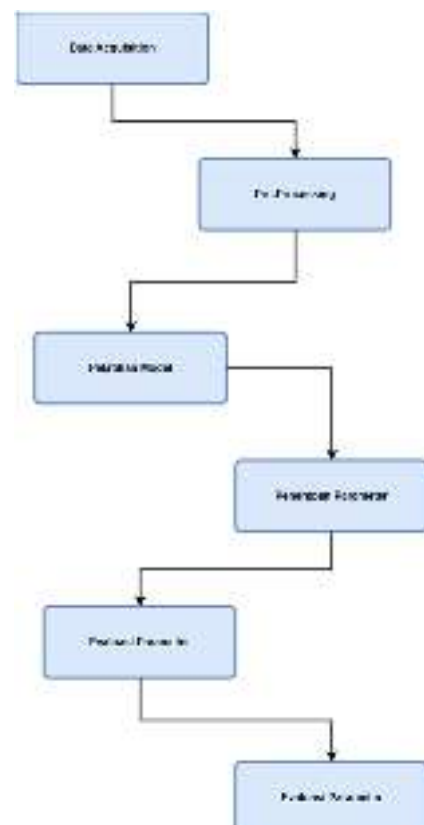
mengenai prioritas stok dan strategi inventaris, sekaligus menyoroti perlunya restrukturisasi data transaksi agar pemodelan asosiasi yang lebih kompleks dapat dilakukan pada penelitian masa depan. Dengan demikian, pendekatan penelitian ini memadukan tahapan preprocessing yang sistematis, analisis algoritmik berbasis FP-Growth, serta interpretasi hasil yang menekankan hubungan antara struktur data dan kemampuan algoritma dalam menghasilkan pola yang bermakna dalam konteks informatika dan bisnis.

Apabila tujuan penelitian ini berhasil dicapai, hasil yang diperoleh akan memberikan kontribusi penting dalam memperkaya pemahaman terkait efektivitas algoritma *frequent pattern mining*—khususnya FP-Growth—dalam menganalisis data transaksi ritel berskala kecil maupun besar. Penelitian ini berpotensi menunjukkan bagaimana kualitas struktur data sangat mempengaruhi kemampuan algoritma dalam menghasilkan pola asosiasi, sebagaimana juga ditemukan dalam studi sebelumnya pada konteks pendidikan, kesehatan, dan energi. Selain itu, temuan dari eksperimen menggunakan dataset Cimory akan memberikan gambaran praktis mengenai pola permintaan produk, yang dapat dimanfaatkan dalam manajemen persediaan maupun pengambilan keputusan operasional sektor usaha kecil menengah, sebagaimana juga diterapkan pada penelitian penjualan ritel. Secara teoretis, penelitian ini dapat memperkuat literatur yang menyoroti bahwa efisiensi algoritma FP-Growth sangat dipengaruhi oleh desain preprocessing dan karakteristik dataset, sejalan dengan temuan dalam penelitian incremental mining [5] serta penelitian yang membahas optimasi penentuan parameter support [10]. Hasil penelitian ini juga dapat membuka ruang diskusi lebih lanjut mengenai kebutuhan pengembangan algoritma FP-Growth yang lebih adaptif terhadap variasi struktur data, terutama ketika pola asosiasi kompleks tidak muncul akibat minimnya kombinasi item. Bagi praktisi, pola frekuensi produk yang ditemukan melalui pendekatan ini dapat digunakan untuk meningkatkan strategi pemasaran, perencanaan stok, hingga estimasi permintaan konsumen. Bagi peneliti, temuan ini memberikan informasi berharga mengenai bagaimana karakteristik dataset memengaruhi keberhasilan penambangan pola, serta bagaimana integrasi tahapan pra-proses yang tepat dapat meningkatkan hasil penambangan, sebagaimana dibuktikan dalam berbagai domain [3]. Lebih jauh, hasil penelitian dapat mendorong

pengembangan sistem analitik otomatis yang mampu mengolah data transaksi secara real-time menggunakan pendekatan yang lebih efisien, mengikuti arah penelitian modern pada analitik data besar. Dengan demikian, implikasi penelitian ini tidak hanya memperkuat aspek teoretis di bidang Informatika, tetapi juga memberikan manfaat praktis yang relevan bagi pengembangan teknologi dan kebutuhan industri.

MATERIALS AND METHODS

Prosedur penelitian ini disusun secara sistematis untuk memastikan bahwa proses analisis pola penjualan menggunakan algoritma FP-Growth berjalan terarah dan sesuai dengan kaidah penelitian kuantitatif. Berdasarkan alur pengolahan data yang dilakukan, terdapat enam aktivitas utama, yaitu: (1) Data Acquisition, (2) Pre-Processing Data, (3) Pelatihan Model FP-Growth, (4) Penetapan Parameter Minimum Support, (5) Evaluasi Hasil Frequent Itemset, (6) Analisis Hasil Eksperimen.



Gambar 1 Pendekatan Penelitian

Gambar tersebut menunjukkan alur proses pengolahan data dan pengembangan model yang

dilakukan secara bertahap mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi akhir. Tahap pertama adalah *Data Acquisition*, yaitu proses pengumpulan data dari berbagai sumber yang akan digunakan sebagai bahan utama dalam pengolahan dan pelatihan sistem. Setelah data diperoleh, proses dilanjutkan ke tahap *Pre-Processing*. Pada tahap ini dilakukan pembersihan dan persiapan data agar data menjadi lebih terstruktur, konsisten, dan siap digunakan pada proses berikutnya. Tahapan ini biasanya meliputi normalisasi data, penghapusan noise, transformasi data, dan penyesuaian format data.

Setelah data selesai diproses, tahapan berikutnya adalah *Pelatihan Model*. Pada proses ini sistem atau algoritma mulai mempelajari pola dari data yang telah dipersiapkan sebelumnya. Model dilatih untuk mengenali karakteristik tertentu sehingga mampu menghasilkan prediksi atau klasifikasi yang baik. Hasil dari pelatihan model kemudian dilanjutkan ke tahap *Penerapan Parameter*. Tahap ini bertujuan untuk menentukan parameter terbaik yang dapat meningkatkan performa model. Parameter yang digunakan akan memengaruhi tingkat akurasi dan kemampuan model dalam mengenali pola data.

Selanjutnya dilakukan *Evaluasi Parameter* untuk mengukur sejauh mana parameter yang diterapkan mampu meningkatkan kualitas model. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap data pengujian menggunakan metrik tertentu. Tahap terakhir pada diagram juga menunjukkan proses evaluasi lanjutan sebagai bentuk validasi akhir terhadap performa model yang telah dibangun. Dengan adanya tahapan evaluasi tersebut, model yang dihasilkan diharapkan memiliki performa yang optimal, stabil, dan mampu memberikan hasil yang akurat sesuai tujuan penelitian atau pengembangan sistem.

RESULTS AND DISCUSSION

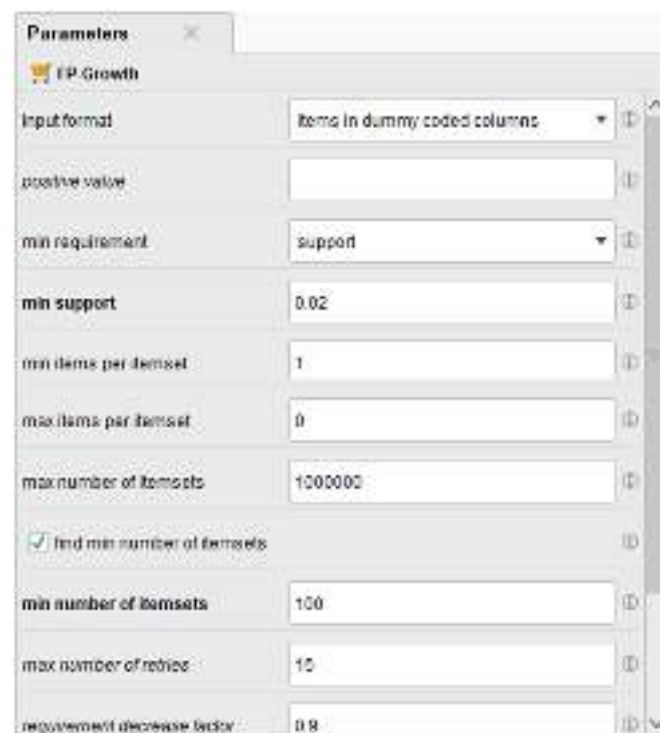
Setelah data dikonversi ke format biner, tahap berikutnya adalah menjalankan operator FP-Growth, yaitu algoritma utama dalam penelitian ini. Operator FP-Growth berfungsi untuk menemukan item yang memenuhi kriteria minimum support dengan menghitung frekuensi kemunculan item dalam dataset.

Dalam dataset ini, FP-Growth menghasilkan:

48 Frequent Itemset, Seluruhnya Adalah 1-Itemset Tidak Ada 2-Itemset Atau Lebih, Karena Tidak Ada Transaksi Yang Memuat Dua True Dalam Satu Baris Item Dengan Support Tertinggi Adalah Cimory Uht Milk 125ml Dengan Support 0.051



Gambar 2 Operator FP-Growth



Gambar 3 Parameter FP-Growth

Pada Gambar 3 operator Retrieve Excel terlebih dahulu dihubungkan dengan operator *Selection attributes*, yang kemudian dilanjutkan dengan penyambungan output dari *selection attributes* ke *Operator Nominal to Binomial* dan *Fp-Growth*. Setelah seluruh operator terintegrasi, dan selanjutnya ke Result. Setelah seluruh alur koneksi selesai dibangun, proses dijalankan dengan menekan tombol *run*, berdasarkan hasil output Fp-growth yang di tampilkan kedalam gambar 4

Item	Support	Itemset
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 200 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 250 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 250 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 300 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 300 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 350 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 350 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 400 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 400 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 450 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 450 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 500 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 500 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 550 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 550 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 600 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 600 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 650 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 650 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 700 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 700 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 750 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 750 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 800 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 800 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 850 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 850 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 900 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 900 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 950 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 950 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 1000 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 1000 ml

Gambar 5 Output Frequent Itemset FP-Growth
Hasil Analisis Model Utama (FP-Growth)

FP-Growth merupakan algoritma utama yang digunakan untuk mengidentifikasi pola frequent itemset dalam dataset. Algoritma ini bekerja dengan membentuk struktur FP-Tree, yaitu struktur data yang memampatkan transaksi berdasarkan item yang sering muncul. Dalam dataset yang ideal (multi-item), FP-Tree akan membentuk cabang-cabang yang berbeda untuk mengelompokkan kombinasi item berdasarkan urutan frekuensi kemunculannya.

Namun pada dataset yang digunakan dalam penelitian ini, setiap transaksi hanya berisi satu item. Kondisi ini menyebabkan FP-Tree yang dihasilkan hanya berupa satu jalur linier tanpa adanya percabangan. Dengan kata lain, FP-Growth tidak dapat membentuk kombinasi itemset karena tidak ada dua item yang muncul bersama dalam satu transaksi.

Meskipun demikian, FP-Growth tetap mampu menghitung support masing-masing item secara akurat. Proses FP-Growth berjalan normal, hanya saja hasil akhirnya terbatas pada frequent itemset tunggal (1-itemset). Hal ini merupakan konsekuensi langsung dari struktur dataset, bukan karena kesalahan perhitungan ataupun kesalahan sistem.

Hasil dari FP-Growth menunjukkan bahwa terdapat: 48 Item Yang Memenuhi Minimum Support, Seluruhnya Merupakan 1-Itemset, Tidak Ada 2-Itemset Yang Terbentuk,

Item	Support	Itemset
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 200 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 250 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 250 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 300 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 300 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 350 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 350 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 400 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 400 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 450 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 450 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 500 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 500 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 550 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 550 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 600 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 600 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 650 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 650 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 700 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 700 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 750 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 750 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 800 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 800 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 850 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 850 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 900 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 900 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 950 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 950 ml
Cimory UHT 125 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 1000 ml
Cimory UHT 200 ml	100%	Cimory UHT 125 ml, Cimory UHT 200 ml, Cimory UHT 1000 ml

Gambar 6 Frequent Itemset Hasil FP-Growth
Penemuan ini menunjukkan bahwa meskipun FP-Growth merupakan algoritma

yang efisien dalam menemukan kombinasi itemset pada dataset besar, algoritma ini tetap dibatasi oleh kondisi dataset. Dengan demikian, hasil penelitian ini memperkuat pemahaman bahwa data satu-item-per-transaksi secara otomatis tidak dapat menghasilkan aturan asosiasi dan tidak dapat menjadi base untuk analisis apriori atau market basket analysis yang kompleks.

CONCLUSION

Berdasarkan hasil eksperimen FP-Growth, evaluasi hasil frequent itemset, serta analisis terhadap struktur data transaksi penjualan CV Leman Widji Cirebon, penelitian ini memberikan gambaran yang komprehensif mengenai pola penjualan, keterbatasan data, dan implikasi praktis bagi perusahaan. Kesimpulan berikut disusun untuk menjawab setiap pertanyaan penelitian secara langsung dan terstruktur.

Berdasarkan hasil eksperimen, diperoleh informasi bahwa produk yang paling sering muncul dalam transaksi penjualan adalah item dengan nilai *support* tertinggi, yaitu berbagai varian Cimory UHT, khususnya ukuran 125 ml. Produk tersebut konsisten menduduki posisi teratas dalam daftar *frequent itemset*, menunjukkan tingginya permintaan konsumen terhadap kategori tersebut sepanjang periode. Dengan demikian, penelitian ini menyimpulkan bahwa Cimory UHT 125 ml merupakan produk yang paling dominan dalam proses jual beli.

Penelitian ini menemukan bahwa tidak terdapat *multi-itemset* (kombinasi item dua produk atau lebih) karena setiap transaksi pada dataset hanya memuat satu jenis produk. Kondisi ini menyebabkan FP-Growth hanya menghasilkan 48 itemset tunggal, tanpa adanya pola pembelian bersama. Temuan tersebut memperlihatkan bahwa struktur dataset yang digunakan belum mendukung terbentuknya *association rules*, yang umumnya menjadi keluaran utama algoritma FP-Growth. Dengan demikian, tidak ada kombinasi produk yang dapat diidentifikasi sebagai itemset dengan nilai *support* tertinggi. Ketidadaan kombinasi ini sepenuhnya disebabkan oleh format pencatatan transaksi perusahaan.

Analisis hasil frequent itemset menunjukkan bahwa, meskipun dataset tidak memungkinkan pembentukan pola asosiasi, FP-Growth tetap memberikan manfaat praktis. Perusahaan dapat memanfaatkan nilai *support* dari item tunggal sebagai dasar untuk merencanakan strategi pengelolaan persediaan, terutama dengan memprioritaskan stok untuk produk dengan permintaan tinggi seperti varian Cimory UHT, menyusun strategi distribusi dan restock yang

lebih tepat berdasarkan tren frekuensi, menentukan arah promosi dengan fokus pada item yang memiliki perputaran tinggi, serta, memetakan prioritas suplai untuk mencegah kehabisan stok. Dengan demikian, meskipun tidak terbentuk association rules, hasil penelitian tetap bermanfaat dalam mendukung proses pengambilan keputusan operasional.

REFERENCE

- [1] B. Siswanto, H. Soeparno, N. F. Sianipar, and W. Budiharto, "SDFP-Growth Algorithm as a Novelty of Association Rule Mining Optimization," *Ieee Access*, vol. 12, pp. 21491–21502, 2024, doi: 10.1109/access.2024.3361667.
- [2] J. Zhang, H. Sun, Z. Sun, W. Dong, Y. Dong, and S. Gong, "Reliability Assessment of Wind Power Converter Considering SCADA Multistate Parameters Prediction Using FP-Growth, WPT, K-Means and LSTM Network," *Ieee Access*, vol. 8, pp. 84455–84466, 2020, doi: 10.1109/access.2020.2992089.
- [3] O. Oladipupo and S. Samuel, "A Learning Analytic Approach to Modelling Student-Staff Interaction From Students' Perception of Engagement Practices," *Ieee Access*, vol. 12, pp. 10315–10333, 2024, doi: 10.1109/access.2024.3352440.
- [4] R. Chen, S. Zhao, and M. Liu, "A Fast Approach for Up-Scaling Frequent Itemsets," *Ieee Access*, vol. 8, pp. 97141–97151, 2020, doi: 10.1109/access.2020.2995719.
- [5] W. Thurachon and W. Kreesuradej, "Incremental Association Rule Mining With a Fast Incremental Updating Frequent Pattern Growth Algorithm," *Ieee Access*, vol. 9, pp. 55726–55741, 2021, doi: 10.1109/access.2021.3071777.
- [6] A. D. Putri and A. Susanto, "Sistem Rekomendasi Pertemanan berdasarkan Hobi menggunakan Metode Multicriteria Decision Making," *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 2, no. 1, p. 1, 2020, doi: 10.36499/jinrpl.v2i1.2787.
- [7] E. E. Ugwuanyi, M. Iqbal, and T. Dagiuklas, "A Novel Predictive-Collaborative-Replacement (PCR) Intelligent Caching Scheme for Multi-Access Edge Computing," *Ieee Access*, vol. 9, pp. 37103–37115, 2021, doi: 10.1109/access.2021.3058769.
- [8] Md. M. Rahman, Y. Watanobe, R. U. Kiran, T. C. Thang, and I. Paik, "Impact of Practical Skills on Academic Performance: A Data-Driven Analysis," *Ieee Access*, vol. 9, pp. 139975–139993, 2021, doi: 10.1109/access.2021.3119145.
- [9] D. Sen, S. Paladhi, J. Frnda, S. Chatterjee, S. Banerjee, and J. Nedoma, "Associative Classifier Coupled With Unsupervised Feature Reduction for Dengue Fever Classification Using Gene Expression Data," *Ieee Access*, vol. 10, pp. 88340–88353, 2022, doi: 10.1109/access.2022.3198937.
- [10] J. Aisyiah and L. Cahyani, "Sistem Rekomendasi Program Studi Menggunakan Metode Hybrid Recommendation (Studi Kasus: MAN Sumenep)," *Jurnal Eksplora Informatika*, vol. 12, no. 1, pp. 59–72, 2024, doi: 10.30864/eksplora.v12i1.992.