

# ATURAN ASOSIASI UNTUK REKOMENDASI STRATEGI PEMASARAN PRODUK KERAJINAN MENGGUNAKAN FREQUENT PATTERN GROWTH

Windarto<sup>1\*</sup>, Devit Setiono<sup>2</sup>, Danu Saputra<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Budi Luhur, Jakarta, Indonesia

Email: <sup>1</sup>[windarto@budiluhur.ac.id](mailto:windarto@budiluhur.ac.id), <sup>2</sup>[devit.setiono@budiluhur.ac.id](mailto:devit.setiono@budiluhur.ac.id), <sup>3</sup>[1911501730@student.budiluhur.ac.id](mailto:1911501730@student.budiluhur.ac.id)

(\* : corresponding author)

**Abstrak**-Selain menjual perlengkapan dan sparepart kendaraan motor roda dua, Toko NTN *Racing Sport* juga menjual produk kerajinan dari tanaman eceng gondok. Belakangan Toko NTN *Racing Sport* tengah menghadapi kendala penjualan produk-produknya, hal ini terlihat dari ketidakpastian omset setiap bulannya yang sulit diprediksi. Salah satu sebabnya adalah kurangnya pemahaman pada pola pembelian produk oleh pelanggan. Ini berdampak pada kinerja pemasaran dan penjualan produk kerajinan kreatif eceng gondok yang turun sejak 2020. Tujuan utama penelitian ini adalah guna mencari tahu produk-produk yang secara simultan dibeli oleh pelanggan pada transaksi yang sama dalam berbelanja produk anyaman eceng gondok. *Market Basket Analysis* merupakan aturan untuk mengidentifikasi hubungan beberapa atribut serta merupakan bagian integral dari aplikasi pendedahan yang efektif dalam sektor ritel. Teknik ini digunakan untuk menganalisis pola pembelian pelanggan pada masa sebelumnya dengan tujuan mengidentifikasi produk yang secara simultan dibeli oleh konsumen. Fokusnya adalah mengungkap keterkaitan antara produk yang dibeli oleh pelanggan dalam satu transaksi harian. Sementara itu, *Frequent Pattern Growth* merupakan suatu algoritme pilihan yang dipakai dalam mengenali pola data yang secara rutin muncul dalam himpunan data. Dengan merujuk pada hasil yang diperoleh dari evaluasi 435 transaksi, menggunakan dukungan minimum sebesar 1% serta tingkat keyakinan sebesar 25%, ditemukan empat aturan keterkaitan dengan *lift ratio* yang nilainya lebih besar dari 1, mengindikasikan adanya hubungan yang signifikan antara *Itemset*. Berdasarkan dari hasil evaluasi tersebut dapat diidentifikasi pola pembelian pelanggan berdasarkan hasil aturan analisis asosiasi sehingga dapat membantu pemilik toko menentukan paket *bundling* yang akan dijual dan untuk menentukan strategi penjualan toko.

**Kata Kunci:** Penambangan Data, Frequent Pattern Growth, Analisis Keranjang Pasar, Pemasaran, Penjualan.

**Abstract**-Besides selling equipments and spareparts for two-wheeled vehicles, NTN Racing Sport Store also sells handicraft products made from water hyacinth. Lately, NTN Racing Store facing challenges in selling its products, as evidence by the unpredictable monthly revenue. The reason is insufficiency of customer purchasing patterns understanding. The impacts are the declining of the marketing and sales performance for creative water hyacinth handicrafts products since 2020. The main purpose of this study is to identify which products are purchase together by customers in one transaction when shopping for water hyacinth products. Market Basket Analysis is a rule that determines associations between various attributes and is a key application in the retail industry. This method is used to analyze past consumer purchasing behavior to determine items that are frequently purchase together. Its purpose is to uncover relationships between products purchased by customers in a single transaction. On the other hand, Frequent Pattern Growth is an alternative algorithm use to identify the most frequently occurring datasets within a collection of data. The testing results of 435 transactional data points from NTN Racing Sport Store, using 1% minimum support value and 25% minimum confidence value, resulting four association rules within lift ratios above 1 which indicates significant relationships among itemsets. From these evaluation results, customer purchasing patterns can be identifying through the association analysis rules. This information can assist the store owner in determining bundling packages to sell and to devise store sales strategies.

**Keywords:** Data Mining, Frequent Pattern, Market Basket Analysis, Marketing, Selling.

## 1. PENDAHULUAN

*Eichhornia crassipes* (Mart.) Solms, atau yang akrab disebut dengan eceng gondok, ialah jenis tanaman invasif yang tersebar luas di berbagai daerah, lebih utamanya di banyak negara dengan iklim tropis dan subtropis, dan umumnya ditemukan di perairan terbuka [1]. Pertumbuhan eceng gondok terbilang sangat cepat, hal ini dapat mengakibatkan gangguan ekologis dalam habitat perairan. Tumbuhan ini dapat menutupi permukaan air, menghambat penetrasi sinar matahari, dan dengan demikian, berpotensi mengancam organisme di bawahnya. [2]. Meskipun banyak orang menganggap eceng gondok sebagai tumbuhan yang tidak memiliki manfaat, cenderung hanya menyebabkan masalah seperti banjir dan pencemaran sungai, tetapi bagi individu kreatif, eceng gondok menjadi bahan mentah utama untuk menciptakan berbagai jenis kerajinan yang bernilai ekonomi yang signifikan. Masyarakat memiliki peluang untuk mengubah eceng gondok menjadi produk kerajinan tangan seperti tas, sepatu, sandal, tudung saji, alas masak, karpet, rompi, topi, kursi, dan berbagai produk lainnya. Dengan mengambil manfaat eceng gondok sebagai material utama dalam pembuatan kerajinan tangan, ini tentu

memiliki dampak positif dalam mengurangi efek negatif yang timbul dari pertumbuhan eceng gondok, di mana pertumbuhan ini dapat berdampak buruk terhadap lingkungan bila dibiarkan tumbuh liar [3].

Berawal dari menjual perlengkapan dan sparepart kendaraan motor roda dua, kini Toko NTN *Racing Sport* memperluas penjualannya dengan menyediakan produk-produk lainnya. Selain menjual *sparepart* kendaraan bermotor, Toko NTN *Racing Sport* juga menjual perlengkapan akuarium untuk pehobi *aquascape*. Selain kedua jenis produk tersebut, Toko NTN *Racing Sport* juga menjual produk kerajinan dari tanaman eceng gondok. Produk kerajinan yang terbuat dari tanaman eceng gondok, kemudian dijual secara daring di berbagai media lokapasar.

Toko NTN *Racing Sport* mengalami masalah dalam penjualan dengan omset yang sulit diprediksi karena kurangnya pemahaman tentang pola pembelian pelanggan. Toko ini belum mampu mengidentifikasi produk yang disukai dan sering dibeli oleh pelanggan, dan ini mempengaruhi penurunan penjualan produk eceng gondok sejak 2020. Data penjualan yang ada memiliki potensi untuk mengungkap pola pembelian pelanggan. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi produk kerajinan eceng gondok yang sering dibeli secara simultan dalam satu transaksi untuk memberikan saran pemasaran beberapa produk dalam satu paket penjualan di toko. Penelitian ini akan terbatas pada mengidentifikasi pola pembelian pelanggan tanpa merumuskan strategi pemasaran.

Dalam sebuah riset yang dilakukan oleh Simanjuntak dan Windarto [4], dinyatakan bahwa penggunaan data transaksi penjualan yang tersimpan dalam jumlah besar memiliki potensi untuk memberikan wawasan berharga dalam pengembangan kebijakan dan strategi bisnis bagi PT Mora Telematika Indonesia. Salah satu cara untuk mencapai tujuan ini adalah dengan menerapkan Market Basket Analysis, sebuah teknik dalam data mining yang berfokus pada mencari pola-pola pembelian konsumen. Pola-pola ini memiliki nilai penting dalam pengambilan keputusan bisnis. Penemuan pola-pola tersebut didasarkan pada dua parameter, yaitu *support* (tingkat dukungan) dan *confidence* (tingkat kepercayaan). Dalam penelitian ini, *Market Basket Analysis* diterapkan dengan algoritme *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth) yang menggunakan struktur *data Tree* atau yang biasa disebut FP-Tree. Hasil analisis terhadap data transaksi penjualan dari Januari 2018 hingga April 2018 menghasilkan 7 aturan asosiasi dengan *lift ratio* sebesar 4,59%, *support* sebesar 3,125%, dan *confidence* sebesar 0,67%.

Di sisi lain, sebuah studi yang dilakukan oleh Febrianto [5] bertujuan untuk mengembangkan sebuah sistem yang mampu mengolah dan memanfaatkan data transaksi penjualan menggunakan algoritme FP-Growth, serta menerapkan metode *up selling* dan *cross selling*. Tujuan dari sistem ini adalah untuk menganalisis penjualan produk *sparepart* mobil yang dibeli bersamaan dalam rangka mengidentifikasi pola penjualan dan menentukan paket penjualan. Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 6.674 transaksi penjualan selama satu tahun operasional Toko *Sparepart* Mobil (Juli 2021 - Juni 2022), dengan total 30.956 catatan dalam format Microsoft Excel. Evaluasi kualitas sistem menggunakan standar ISO 9126 menghasilkan kesimpulan bahwa sistem ini memiliki kualitas yang sangat baik dengan skor 98,59%. Hasil penilaian aspek Fungsionalitas mencapai 99,25%, aspek Keandalan mencapai 98,13%, aspek Kemudahan Penggunaan mencapai 98,33%, dan aspek Efisiensi mencapai 98,66%.

Studi oleh Wibowo dan Jananto [6] dengan judul Penerapan *Data Mining* Algoritme *FP-Growth* di Toko Gunung Agung Cabang Semarang. Toko ini fokus pada penjualan alat-alat perkantoran, buku, dan perlengkapan sekolah. Setiap transaksi dicatat dan diarsipkan, membentuk kumpulan data yang terus bertambah. Pendekatan *data mining* digunakan untuk menganalisis data tersebut dengan metode asosiasi. Metodologi CRISP-DM digunakan dalam penelitian ini. Aturan asosiasi yang dihasilkan dipakai guna menyusun tata letak barang dagangan dalam strategi penjualan. Melalui algoritme *FP-Growth* dengan *support* minimum 0.04 dan *confidence* 0.2, dihasilkan aturan asosiasi yang sama melalui perhitungan manual dan menggunakan Rstudio untuk 100 transaksi pertama. Analisis atas data selama satu tahun, 57.449 transaksi dengan 133.571 catatan, menghasilkan 6 aturan asosiasi. Ini membantu dalam mengatur tata letak produk, misalnya, menyusun barang kategori H (*WRITING INSTRUMENT*) dekat dengan barang kategori G (*SCHOOL STATIONERY*) dan F (*OFFICE ESSENTIAL*).

Rujukan lain yang digunakan dalam studi ini adalah studi yang telah dilakukan oleh Putri dan rekan-rekan [7]. Dalam studi ini, dilaporkan bahwa masakan dari Sumatera Barat yang umumnya dikenal sebagai masakan Padang memiliki popularitas tinggi. Masakan Padang sangat disukai oleh masyarakat Indonesia dan turis asing. Rumah Makan Masakan Padang Takana Juo yang berada di Singkawang, Kalimantan Barat, termasuk dalam tempat yang menawarkan hidangan masakan Padang. Di sini, pelanggan dapat menikmati berbagai macam lauk khas Sumatera Barat yang dihidangkan. Namun, masalah yang dihadapi adalah kurangnya keseimbangan stok lauk, di mana beberapa jenis lauk sering habis sementara yang lain masih tersisa, menyebabkan pemborosan. Dalam rangka mencari solusi, diperlukan analisis pola pembelian pelanggan terhadap lauk-lauk yang dibeli. Metode *data mining* dianggap sesuai untuk mengidentifikasi pola ini. Dalam penelitian ini, contoh data transaksi penjualan lauk diambil dari satu hari, dengan memilih 12 transaksi sebagai sampel. Algoritme *FP-Growth* digunakan untuk membantu Rumah Makan Takana Juo mengidentifikasi pola pembelian pelanggan. Dengan

begitu, rumah makan dapat mengatur jumlah lauk yang harus disiapkan setiap hari, berdasarkan pola pembelian pelanggan. Hasil dari penelitian ini memberikan informasi penting untuk pengambilan keputusan dalam manajemen stok lauk di rumah makan.

Berdasarkan studi-studi sebelumnya, dapat dinyatakan bahwa analisis data penjualan memungkinkan untuk mengenali pola pembelian yang dilakukan oleh konsumen terhadap produk. Dalam konteks penelitian ini, pola pembelian produk oleh pelanggan di Toko NTN *Racing Sport* dapat diungkap dengan menganalisis data penjualan dan menggunakan algoritme *frequent pattern growth*. Oleh karena itu, penelitian ini memiliki dasar yang kuat untuk mengidentifikasi dan memahami pola pembelian pelanggan Toko NTN *Racing Sport* dalam keranjang pasar, dengan tujuan mengidentifikasi produk yang sering dibeli secara simultan pada satu transaksi untuk memberikan saran pemaketan produk kerajinan eceng gondok di Toko NTN *Racing Sport*.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1. Teori

Dalam rangkaian studi ini, *data mining* akan dimanfaatkan untuk mengembangkan sistem analisis keranjang belanja pasar. Pendekatan yang akan diterapkan adalah menggunakan metode asosiasi *rule* (aturan asosiasi) dengan menggunakan algoritme FP-Growth. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi hubungan antara sepasang *item* dalam dataset yang telah ditetapkan. *Data mining* ialah proses eksplorasi pola atau informasi menarik dalam kumpulan data yang terpilih dengan memanfaatkan teknik atau metode tertentu. Metode-metode, teknik-teknik, dan algoritme-algoritme yang digunakan dalam *data mining* memiliki variasi yang luas. Pemilihan algoritme atau metode yang paling sesuai sangat bergantung pada tujuan dan tahapan keseluruhan *Knowledge Discovery in Database* (KDD) [8].

Istilah Keranjang Pasar merujuk pada sekumpulan barang yang muncul dalam sekali transaksi. Dalam konteks ini, jumlah tiap barang tidak memiliki dampak terhadap proses analisis di dalam Keranjang Pasar. Analisis Keranjang Pasar berfokus pada variasi jenis barang yang ada, bukan pada jumlah barang yang identik yang dibeli. Tujuan utama dari Analisis Keranjang Pasar adalah mengidentifikasi keterkaitan antara berbagai barang, sehingga informasi ini dapat mendukung pengambilan keputusan oleh pihak manajemen dalam merancang strategi pemasaran. [9]. Manfaat utama dari Analisis Keranjang Pasar adalah memperbaiki efektivitas strategi promosi dan penjualan dengan menggunakan data pembeli atau data penjualan yang sudah tersedia bagi perusahaan ritel [10]. Dengan mengetahui produk mana yang sering dibeli bersamaan, perusahaan dapat memanfaatkan informasi tersebut untuk menyusun penempatan produk-produk yang saling berkaitan di dalam satu area, dengan tujuan meningkatkan penjualan [11].

*Association Rules* mengacu pada pola-pola hubungan data yang ada di dalam basis data [12]. Algoritme aturan asosiasi bertujuan untuk mengekstraksi pola yang menghubungkan satu *set* data dengan *set* data lainnya. Proses awal dalam penggalian aturan asosiasi melibatkan identifikasi kumpulan *item* yang sering muncul (*frequent item set*). Setelah seluruh pola *frequent item set* diidentifikasi, langkah selanjutnya adalah menelusuri aturan asosiasi atau keterkaitan berdasarkan kriteria yang sudah ditetapkan. Isu yang muncul dalam upaya menemukan Aturan Asosiasi adalah jumlah besar kemungkinan ditemukannya aturan yang belum tentu *valid* dan dapat diandalkan. Pentingnya suatu aturan asosiatif dapat diukur melalui dua parameter, yaitu *support* dan *confidence*. *Support* (tingkat dukungan) merupakan presentase kombinasi *item* tersebut dalam *dataset*, sementara *Confidence* (tingkat keyakinan) mengindikasikan seberapa kuat hubungan antar *item* dalam aturan asosiasi [13].

FP-Growth Algorithm adalah perkembangan dari algoritme Apriori [14]. Metode *Frequent Pattern Growth* adalah salah satu opsi algoritme yang dapat dipergunakan untuk mengidentifikasi himpunan data yang paling sering muncul (*frequent Itemset*) dalam suatu koleksi data [15]. Dalam algoritme FP-Growth, prinsip pembangunan *tree* diterapkan, dikenal sebagai FP-Tree, dalam upaya pencarian *frequent Itemset*. Pendekatan ini berbeda dengan metode *generate candidate* yang diterapkan dalam algoritme Apriori. Melalui pendekatan ini, algoritme *FP-Growth* mempunyai cara kerja lebih cepat daripada algoritme Apriori [15].

Tahapan utama dari metode FP-Growth terbagi menjadi tiga bagian, yaitu Pembuatan *Conditional Pattern Base*, yaitu *subdataset* yang terdapat *prefix path* (lintasan prefix) dan *suffix pattern* (pola akhiran). Pembuatan *Conditional Pattern Base* dapat dilakukan menggunakan *fp-tree* yang telah terbentuk sebelumnya. Selanjutnya adalah tahap pembuatan *Conditional FP-Tree*, *item* yang ada pada setiap *Conditional Pattern Base* dijumlahkan, untuk *item* dengan jumlah *support count* yang lebih besar akan dilakukan *Conditional FP-Tree*. Berikutnya adalah mencari *frequent Itemset*. Jika *Conditional Fp Tree* termasuk lintasan tunggal (*single path*), maka akan mendapatkan *frequent Itemset* dengan melaksanakan kombinasi *item* pada setiap *Conditional FP-Tree*. Jika *Conditional FP-Tree* yang dilakukan bukan termasuk lintasan tunggal maka akan dilakukan pembuatan *Frequent Pattern-Growth* (FP-Growth) dengan cara rekursif [16].

Pemilihan metode FP-Growth dalam studi ini dapat dijelaskan oleh sejumlah alasan yang relevan dengan tujuan dan konteks penelitian analisis pola pembelian pelanggan terhadap produk di Toko NTN *Racing Sport*. Beberapa alasan mengapa metode ini dipilih adalah sebagai berikut:

1. Keberlanjutan Pola Pembelian: Metode FP-Growth efektif dalam mengidentifikasi pola pembelian yang sering muncul pada data transaksi. Dalam kasus toko seperti NTN *Racing Sport*, dimana pelanggan mungkin memiliki kecenderungan untuk membeli produk-produk tertentu secara bersamaan atau berulang kali, metode ini cocok untuk mengidentifikasi pola pembelian yang konsisten.
2. Kemampuan Identifikasi Pola Kompleks: FP-Growth mampu mengidentifikasi pola pembelian yang lebih kompleks, termasuk kombinasi produk yang lebih dari dua atau tiga item. Ini berguna dalam memahami relasi produk yang lebih dalam dan mungkin tidak langsung terlihat.
3. Skalabilitas: Metode ini memiliki kemampuan untuk mengatasi volume data yang besar. Toko seperti NTN *Racing Sport* mungkin memiliki banyak transaksi yang terjadi setiap harinya, dan metode frequent pattern growth dapat menangani data yang besar dengan efisien.
4. Hasil *Interpretable*: Pola yang dihasilkan oleh metode FP-Growth mudah diinterpretasikan dan dapat memberikan wawasan yang bermanfaat untuk pemilik toko atau pihak terkait. Ini memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih baik dalam mengoptimalkan stok produk, menyusun promosi, dan merancang strategi pemasaran.
5. Penerapan dalam Bisnis: Metode ini telah banyak digunakan dalam analisis bisnis, termasuk analisis pola pembelian pelanggan. Oleh karena itu, pemilihan metode ini dapat didasarkan pada keberhasilannya dalam berbagai skenario bisnis serupa.
6. Ketersediaan Alat dan Teknik: Terdapat berbagai alat dan teknik yang telah dikembangkan untuk menerapkan metode *frequent pattern growth*, sehingga mempermudah implementasi penelitian ini.

Namun, penting untuk diingat bahwa pemilihan metode haruslah disesuaikan dengan karakteristik data dan tujuan penelitian. Metode FP-Growth mungkin tidak selalu menjadi pilihan terbaik dalam setiap situasi, tetapi dalam konteks analisis pola pembelian pelanggan di Toko NTN *Racing Sport*, alasan-alasan di atas dapat menjadi justifikasi yang kuat untuk memilih metode ini.

## 2.2. Metode Penyelesaian

Pada penelitian ini, proses penerapan *data mining* dalam *market basket analysis* melibatkan beberapa tahap penting yang harus dilakukan. Tahapan-tahapan ini akan memastikan kelancaran dan keberhasilan analisis yang dilakukan. Berikut adalah penggunaan model metodologi CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) dalam studi analisis pola pembelian pelanggan terhadap produk di Toko NTN *Racing Sport* [17]:

1. Pemahaman Masalah (*Business Understanding*): memahami tujuan dari penelitian ini, yaitu untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan di Toko NTN *Racing Sport*. Menyadari pentingnya analisis pola pembelian dalam konteks strategi pemasaran dan pengembangan layanan pelanggan.
2. Pemahaman Data (*Data Understanding*): Mengumpulkan data penjualan dari Toko NTN *Racing Sport*, termasuk detail transaksi, produk yang dibeli, dan informasi pelanggan jika relevan. Setelah itu menilai kualitas dan kecocokan data, mengidentifikasi potensi kekurangan atau kebutuhan pembersihan data.
3. Persiapan Data (*Data Preparation*): Membersihkan dan mempersiapkan data, termasuk mengatasi *missing values*, *outlier*, dan duplikasi. Selanjutnya membuat struktur data yang sesuai untuk analisis, seperti keranjang belanja pelanggan.
4. Modeling: Menerapkan algoritme *frequent pattern growth* pada data yang telah disiapkan. Selanjutnya mengidentifikasi pola pembelian yang sering muncul, baik pola sederhana maupun pola yang lebih kompleks.
5. Evaluasi: Mengevaluasi hasil dari analisis pola pembelian, memastikan pola-pola yang ditemukan relevan dan berarti. Lalu membandingkan hasil dengan tujuan awal penelitian dan mengukur kesuksesan dalam mengidentifikasi pola pembelian.
6. Deploy: Menyajikan hasil analisis dalam bentuk yang mudah dimengerti, seperti laporan atau visualisasi. Kemudian memberikan rekomendasi kepada pihak terkait di NTN *Racing Sport* mengenai bagaimana hasil analisis dapat digunakan untuk pengembangan strategi pemasaran dan layanan pelanggan.
7. Monitor: Memantau dampak dari penerapan strategi berdasarkan hasil analisis pola pembelian dan melakukan iterasi dan penyesuaian jika diperlukan untuk meningkatkan efektivitas strategi.

Metodologi CRISP-DM digunakan dalam penelitian ini untuk memastikan langkah-langkah yang terstruktur dan sistematis dalam menghadapi masalah analisis pola pembelian pelanggan. Dengan mengikuti langkah-langkah ini, penelitian dapat menghasilkan hasil yang lebih akurat, relevan, dan bermanfaat bagi pengambilan keputusan di Toko NTN *Racing Sport*.

### 2.3. Pengumpulan Data

Dalam mengimplementasikan metode pada sistem aplikasi yang dibangun, tahap awal melibatkan pengumpulan data, dengan data transaksi sebagai data yang akan digunakan. Data diambil dari Toko NTN *Racing Sport* di *market place* Tokopedia selama Februari di tahun 2023 hingga Maret di tahun yang sama dengan jumlah *data set* yang digunakan sebanyak 1.328 buah.

### 2.4. Pra Pemrosesan Data

Setelah data dikumpulkan dari entitas bisnis Toko NTN *Racing Sport*, langkah berikutnya adalah melakukan seleksi atribut. Pada tahap ini peneliti berhasil mendapatkan data bersih sebanyak 435 *dataset*. Berikut adalah tahapan yang dijalankan guna mendapatkan data yang diperlukan:

#### a. Pembersihan Data (*Data Cleansing*)

Tahap berikutnya setelah sukses menghimpun data melibatkan proses membersihkan data, yang mencakup identifikasi serta eliminasi transaksi yang dianulir, penghapusan salinan data transaksi, serta penyesuaian format data yang non relevan pada kumpulan data. Sasaran dari tahapan ini adalah untuk menentukan jenis data yang akan digunakan selama proses penambangan data. Data transaksi yang tidak terkait dengan kerajinan eceng gondok akan dihapus, sejalan dengan fokus penelitian pada *item* yang memiliki relevansi.

#### b. Penyelarasan Data (*Data Integration*)

Di fase penyelarasan data, dijalankan penyatuan semua data transaksi yang tercatat pada bulan kedua hingga bulan ketiga tahun 2023 setelah melewati proses pembersihan data. Data yang telah disatukan ini kemudian akan diintegrasikan ke dalam sistem basis data yang baru.

#### c. Pemilihan Data (*Data Selection*)

Dalam kumpulan data transaksi yang berasal dari Toko NTN *Racing Sport*, ada sejumlah atribut dimana tidak akan dimanfaatkan pada konteks penelitian penambangan data ini. Beberapa atribut yang akan digunakan adalah atribut yang sesuai dan esensial dalam melaksanakan proses penambangan data, diantaranya nomor pesanan, nama barang yang dibeli, serta tanggal dibayar.

#### d. Perubahan Data (*Data Transformation*)

Dalam fase perubahan data, atribut serta data transaksi dari Toko NTN *Racing Sport*, yang pada awalnya diterima dalam bentuk file excel, akan diadaptasi sesuai dengan persyaratan tahapan penambangan data. Tindakan ini dilakukan untuk memastikan bahwa data itu digabungkan pada sistem yang dikembangkan, sebagai contoh transformasi nomor pesanan menjadi *id\_transaksi*, penggantian nama barang yang dibeli dengan *item*, penyesuaian tanggal dibayar diubah jadi *tanggal\_transaksi*, dan perubahan bentuk tanggal dari yang sebelumnya berformat dd-mm-yyyy beralih ke yyyy-mm-dd. Di tahap transformasi basis data, tujuannya adalah melakukan sinkronisasi pada basis data untuk memastikan penggunaan yang optimal dalam pengembangan sistem aplikasi. Tabel 1 menunjukkan hasil dari transformasi *database*:

Tabel 1. Sampel Transformasi *Database*

Atribut	Data
<i>id_transaksi</i>	ITN000002
<i>item</i>	Wall decor etnik anyaman
<i>tanggal_transaksi</i>	2023-02-26

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1. Penerapan Algoritme *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)*

Setelah menjalankan tahap pra pemrosesan, langkah berikutnya adalah menerapkan klasifikasi menggunakan algoritme *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)*. Tahapan pada proses ini dikerjakan dengan cara memakai data latih sebanyak 25 buah transaksi dengan menggunakan *support* bernilai 30% dan *confidence* bernilai 75%.

#### a. Pembentukan *Frequent Itemset*

Proses penelusuran *frequent Itemset* memiliki tujuan guna mengkalkulasi banyaknya kemunculan atribut-atribut dalam data transaksi Toko NTN *Racing Sport*. Sebagai contoh, peneliti akan menggunakan beberapa *dataset* yang dipergunakan akan dijadikan sebagai data uji untuk melaksanakan penelusuran *frequent Itemset* dari data transaksi pada Tabel 2. Pada data Tabel 2 yang terdiri dari 25 data transaksi dengan informasi *id\_transaksi*, *item* dan tanggal pembelian. Digabungkan menjadi satu *dataset* untuk mempermudah proses selanjutnya. *Dataset* yang terbentuk dari data transaksi penjualan yang terdapat di Tabel 3.

Tabel 2. Cuplikan Data Latih

No	Id Transaksi	Item	Tanggal
1.	ITN000001	Place mat eceng gondok	2023-02-25
2.	ITN000001	Wall decor etnik anyaman	2023-02-25
3.	ITN000001	Place mat rotan lombok	2023-02-25
4.	ITN000001	Floor Mat eceng gondok	2023-02-25
5.	ITN000002	Wall decor etnik anyaman	2023-02-26
6.	ITN000002	Place mat rotan lombok	2023-02-26
7.	ITN000002	Place mat eceng gondok	2023-02-26
8.	ITN000003	Wall decor etnik anyaman	2023-02-26
9.	ITN000003	Place mat rotan lombok	2023-02-26
10.	ITN000004	Wall decor etnik anyaman	2023-02-27
11.	ITN000004	Place mat rotan lombok	2023-02-27
12.	ITN000005	Place mat eceng gondok	2023-02-28
13.	ITN000005	Place mat rotan lombok	2023-02-28
14.	ITN000005	Tray box eceng gondok	2023-02-28
15.	ITN000006	Place mat eceng gondok	2023-03-01
16.	ITN000006	Place mat rotan lombok	2023-03-01
17.	ITN000006	Tray box eceng gondok	2023-03-01
18.	ITN000007	Place mat eceng gondok	2023-03-02
19.	ITN000007	Tray box eceng gondok	2023-03-02
20.	ITN000008	Place mat eceng gondok	2023-03-03
21.	ITN000008	Tray box eceng gondok	2023-03-03
22.	ITN000008	Floor Mat eceng gondok	2023-03-03
23.	ITN000009	Place mat eceng gondok	2023-03-04
24.	ITN000009	Wall decor etnik anyaman	2023-03-04
25.	ITN000009	Floor Mat eceng gondok	2023-03-04

Tabel 3. Data Transaksi Diatur Secara Berurutan Berdasarkan *Frequent List*

No	Id Transaksi	Tanggal	Item
1.	ITN000001	2023-02-25	Place mat eceng gondok, wall decor etnik anyaman, Place mat rotan lombok, floor mat eceng gondok
2.	ITN000002	2023-02-26	wall decor etnik anyaman, Place mat rotan lombok, Place mat eceng gondok
3.	ITN000003	2023-02-26	wall decor etnik anyaman, Place mat rotan lombok
4.	ITN000004	2023-02-27	wall decor etnik anyaman, Place mat rotan lombok
5.	ITN000005	2023-02-28	Place mat eceng gondok, Place mat rotan lombok, tray box eceng gondok
6.	ITN000006	2023-03-01	Place mat eceng gondok, Place mat rotan lombok, tray box eceng gondok
7.	ITN000007	2023-03-02	Place mat eceng gondok, tray box eceng gondok
8.	ITN000008	2023-03-03	Place mat eceng gondok, tray box eceng gondok, floor mat eceng gondok
9.	ITN000009	2023-03-04	Place mat eceng gondok, wall decor etnik anyaman, floor mat eceng gondok

Hasil pengurutan *frekuensi Itemset* dari yang terbanyak dapat dilihat pada Tabel 4 yang menampilkan frekuensi kemunculan dari masing-masing atribut pada sampel data transaksi NTN *Racing Sport*. Dengan melakukan pengurutan ini, kita dapat melihat bahwa *Place mat eceng gondok* memiliki frekuensi tertinggi dengan nilai 7, diikuti oleh *Place mat rotan lombok* dengan frekuensi 6, *Wall decor etnik anyaman* dengan frekuensi 5, dan *Floor mat eceng gondok* dengan frekuensi 4, *Tray box eceng gondok* dengan frekuensi 4. Tabel 5 digunakan untuk menganalisis data yang memenuhi nilai *minimum support* dengan *ordered Itemset*.

Tabel 4. Pencarian *Frequent Itemset*

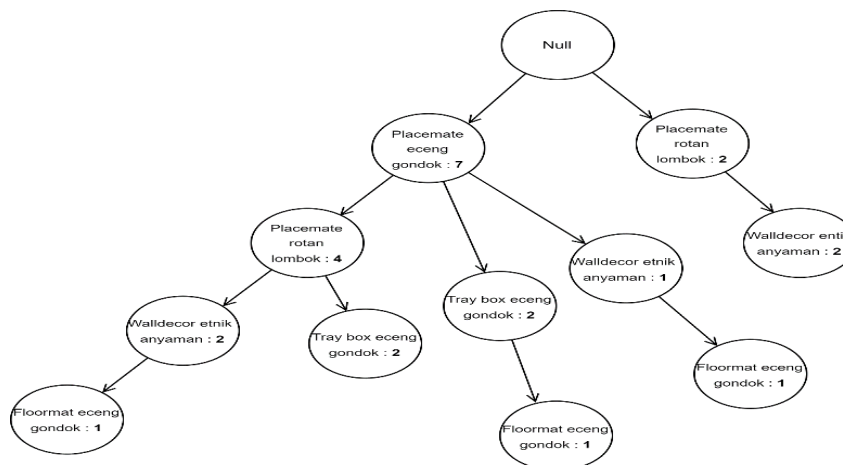
No	Itemset	Frekuensi	Support
1.	Place mat eceng gondok	7	77.78%
2.	Place mat rotan lombok	6	66.67%
3.	Wall decor etnik anyaman	5	55.56%
4.	Floor mat eceng gondok	4	44.44%
5.	Tray box eceng gondok	3	33.33%

**Tabel 5.** Proses Pencarian *Ordered Itemset*

No	<i>Itemset</i>
1.	<i>Place mat eceng gondok, Place mat rotan lombok, Wall decor etnik anyaman, Floor mat eceng gondok</i>
2.	<i>Place mat eceng gondok, Place mat rotan lombok, Wall decor etnik anyaman</i>
3.	<i>Place mat rotan lombok, Wall decor etnik anyaman</i>
4.	<i>Place mat rotan lombok, Wall decor etnik anyaman</i>
5.	<i>Place mat eceng gondok, Place mat rotan lombok, tray box eceng gondok</i>
6.	<i>Place mat eceng gondok, Place mat rotan lombok, tray box eceng gondok</i>
7.	<i>Place mat eceng gondok, tray box eceng gondok</i>
8.	<i>Place mat eceng gondok, tray box eceng gondok, Floor mat eceng gondok</i>
9.	<i>Place mat eceng gondok, Wall decor etnik anyaman, Floor mat eceng gondok</i>

**b. Pembangkitan *Frequent Pattern Tree (FP-Tree)***

Dalam proses konstruksi *Frequent Pattern Tree (FP-Tree)*, landasan utamanya bersumber dari hasil penelaahan *Itemset* yang sering muncul dan penetapan prioritas pada masing-masing *item* pada tahapan sebelumnya. Jadi, pada tahap ini, *Frequent Pattern Tree (FP-Tree)* dibentuk dengan menata ulang data transaksi ke dalam lajur-lajur khusus, dan kemudian struktur *Frequent Pattern Tree (FP-Tree)* adanya kemungkinan *item* yang sama, sehingga lajunya akan saling bertumpuk. Semakin banyak transaksi data yang memuat *item* yang serupa, semakin efektif proses penempatan item menggunakan pola *Frequent Pattern Tree (FP-Tree)* ini. Gambar 1 memperlihatkan proses ini.



**Gambar 1.** Pembentukan *Frequent Pattern Tree (FP-Tree)*

**c. Proses Konstruksi Basis Pola Kondisional**

Proses konstruksi Basis Pola Kondisional (*Conditional Pattern Base*) memiliki tujuan untuk menyimpan urutan lajur ke arah cabang-cabang dalam *FP-Tree* dengan menemukan nilai dukungan (*support count*) yang paling rendah sesuai dengan urutan prioritas paling rendah. Rincian dapat ditemukan pada Tabel 6.

**Tabel 6.** Konstruksi Basis Pola Kondisional

No	<i>Item</i>	<i>Conditional Pattern Base</i>
1.	<i>Floor mat eceng gondok</i>	{ <i>Place mat eceng gondok, Place mat rotan lombok, Wall decor etnik anyaman:1</i> }, { <i>Place mat eceng gondok, tray box eceng gondok:1</i> }, { <i>Place mat eceng gondok, Wall decor etnik anyaman:1</i> }
2.	<i>Tray box eceng gondok</i>	{ <i>Place mat eceng gondok, Place mat rotan lombok:2</i> }, { <i>Place mat eceng gondok:2</i> }
3.	<i>Wall decor etnik anyaman</i>	{ <i>Place mat eceng gondok, Place mat rotan lombok:2</i> }, { <i>Place mat eceng gondok:1</i> }, { <i>Place mat rotan lombok:2</i> }
4.	<i>Place mat rotan lombok</i>	{ <i>Place mat eceng gondok:4</i> }

Dengan merujuk pada Tabel 6, dilakukan proses konstruksi basis pola kondisional untuk masing-masing *item* dengan persyaratan *support minimum* sebesar 30%. Kemudian, dilakukan pembangkitan *conditional Frequent Pattern Tree (FP-Tree)* berdasarkan hasil tersebut, hal tersebut ditampilkan pada Tabel 7. Untuk *Frequent Pattern* terlihat pada Tabel 8.

**Tabel 7.** Pembentukan *Conditional Frequent Pattern Tree* (FP-Tree)

No	Item	<i>Conditional Frequent Pattern Tree</i> (FP-Tree)
1.	<i>Floor mat</i> eceng gondok	{ <i>Place mat</i> eceng gondok:3}
2.	<i>Tray box</i> eceng gondok	{ <i>Place mat</i> eceng gondok:4}
3.	<i>Wall decor</i> etnik anyaman	{ <i>Place mat</i> eceng gondok:3}, { <i>Place mat</i> rotan lombok:4}
4.	<i>Place mat</i> rotan lombok	{ <i>Place mat</i> eceng gondok:4}

**Tabel 8.** Pembentukan *Frequent Pattern*

No	Item	<i>Frequent Pattern</i>
1.	<i>Floor mat</i> eceng gondok	<i>Place mat</i> eceng gondok, <i>Floor mat</i> eceng gondok (3)
2.	<i>Tray box</i> eceng gondok	<i>Place mat</i> eceng gondok, <i>tray box</i> eceng gondok (4)
3.	<i>Wall decor</i> etnik anyaman	<i>Place mat</i> eceng gondok, <i>Wall decor</i> etnik anyaman (3)
4.	<i>Wall decor</i> etnik anyaman	<i>Place mat</i> rotan lombok, <i>Wall decor</i> etnik anyaman (4)
5.	<i>Place mat</i> rotan lombok	<i>Place mat</i> eceng gondok, <i>Place mat</i> rotan lombok (4)

**d. Output Aturan Asosiasi**

Nilai dukungan minimum telah ditentukan pada tingkat 1%, sementara tingkat keyakinan minimum ditetapkan pada tingkat 25%. Dengan menggunakan kedua rujukan nilai itu, ditemukan tiga aturan keterkaitan yang seluruhnya memberikan keluaran berupa nilai *lift ratio* lebih besar dari 1. Diantara ketiga aturan tersebut terdapat *floor mat* eceng gondok, *place mat* eceng gondok, *tray box* eceng gondok, *place mat* rotan lombok, dan *wall decor* etnik anyaman. Contohnya, apabila pembeli membeli sebuah barang berupa *floor mat* eceng gondok, maka besar kemungkinannya produk *place mat* eceng gondok juga akan dibeli. Informasi lebih lanjut dapat ditemukan pada Tabel 9.

**Tabel 9.** Output Aturan Asosiasi

No	Rule	Support	Confidence	Lift Ratio
1.	<i>Floor mat</i> eceng gondok => <i>Place mat</i> eceng gondok	3/9 = 33.33%	3/3 = 100%	1.29
2.	<i>Tray box</i> eceng gondok => <i>Place mat</i> eceng gondok	4/9 = 44.44%	4/4 = 100%	1.29
3.	<i>Wall decor</i> etnik anyaman => <i>Place mat</i> rotan lombok	4/9 = 44.44%	4/5 = 80%	1.2

**3.2. Pengujian**

Pada tahap pengujian ini, dilakukan analisis dengan data tes sebanyak 435 buah dari Toko NTN *Racing Sport* pada periode Februari hingga Maret tahun 2023. Dalam pengujian ini, peneliti menetapkan nilai 1% untuk dukungan minimum dan nilai 25% untuk tingkat keyakinan. Dari parameter tersebut, ditemukan empat aturan keterkaitan dan keempatnya memiliki nilai *lift ratio* di atas 1. Produk yang terlibat antara lain *Place mat* eceng gondok, *Wall decor* etnik anyaman, dan *Place mat* rotan lombok. Sebagai contoh, apabila seorang pelanggan melakukan pembelian terhadap produk *Place mat* eceng gondok dan *Wall decor* etnik anyaman, besar kemungkinan akan membeli juga produk *place mat* rotan lombok. Tabel 10 menyajikan aturan keterkaitan (*association rule*) yang dihasilkan dari pengujian terhadap 435 buah data dengan nilai 1% untuk dukungan minimum dan nilai 25% untuk tingkat keyakinan. Dari data tersebut dihasilkan empat aturan keterkaitan (*association rule*).

**Tabel 10.** Hasil Uji Dengan Nilai Dukungan Minimum 1% dan Tingkat Keyakinan 25%

No	Rule	Support	Confidence	Lift Ratio
1.	Jika <i>Place mat</i> eceng gondok, <i>Wall decor</i> etnik anyaman maka <i>Place mat</i> rotan Lombok	6/435=1.38%	6/18=33.33%	2.38
2.	Jika <i>Place mat</i> eceng gondok, <i>Place mat</i> rotan lombok maka <i>Wall decor</i> etnik anyaman	6/434=1.38%	6/18=33.33%	1.84
3.	Jika <i>Wall decor</i> etnik anyaman, <i>Place mat</i> rotan lombok maka <i>Place mat</i> eceng gondok	6/435 = 1.38%	6/12=50%	2.15
4.	Jika <i>Place mat</i> rotan lombok maka <i>Place mat</i> eceng gondok	18/435=4.14%	18/61=29.51%	1.27

Pengujian dalam penelitian ini juga dilakukan dengan memberikan nilai dukungan minimum dan nilai tingkat keyakinan yang berbeda-beda seperti dukungan minimum 4% dan tingkat keyakinan 25%, dukungan minimum 1% dan tingkat keyakinan 15%, dukungan minimum 2% dan tingkat keyakinan 15%. Dari hasil pengujian dengan dukungan minimum dan tingkat keyakinan yang berbeda-beda dapat diperoleh kesimpulan

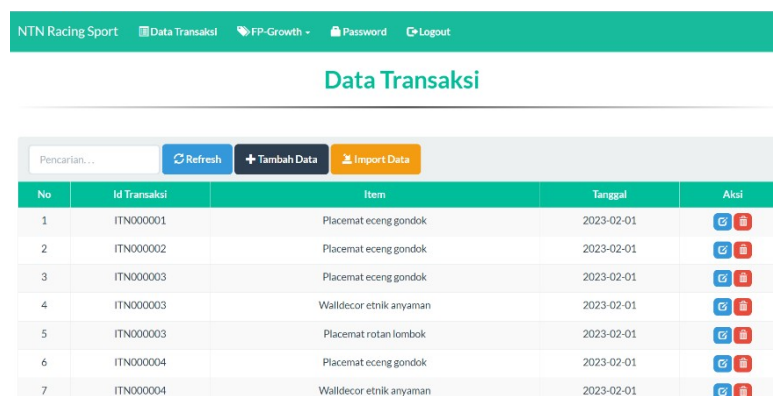


bahwa setiap nilai yang dihasilkan akan membentuk aturan asosiasi yang berbeda juga. Untuk hasil terbaik dengan menggunakan nilai dukungan minimum 1% dengan tingkat keyakinan 25%.

Dengan menggunakan nilai dukungan minimum sebesar 1%, aturan-aturan yang ditemukan mewakili pola yang sering muncul dalam *dataset*. Hal ini menunjukkan adanya kecenderungan pembelian *Itemset* secara bersamaan oleh pelanggan. Sementara itu dengan menggunakan nilai tingkat keyakinan sebesar 25%, aturan-aturan yang ditemukan memiliki tingkat hubungan antara *Itemset* yang cukup tinggi. Dari empat buah aturan keterkaitan yang ditemukan, semua memberikan hasil nilai *lift ratio* di atas 1, yang mengindikasikan adanya hubungan yang signifikan antara *Itemset* yang terkait dalam data transaksi pada Toko NTN *Racing Sport*. Karena jika nilai tingkat keyakinan kurang dari 25%, maka hubungan antara *Itemset* tidak akan saling terhubung, karena *confidence* itu pada dasarnya melibatkan antara 2 *Itemset* atau lebih.

### 3.3. Layar Data Transaksi

Rancangan layar data transaksi memuat data penjualan serta fitur pencarian, penambahan, impor, pengeditan, dan penghapusan data. Lihat Gambar 2 untuk tampilan layar data transaksi.



No	Id Transaksi	Item	Tanggal	Aksi
1	ITN000001	Placemat eceng gondok	2023-02-01	[Edit] [Hapus]
2	ITN000002	Placemat eceng gondok	2023-02-01	[Edit] [Hapus]
3	ITN000003	Placemat eceng gondok	2023-02-01	[Edit] [Hapus]
4	ITN000003	Waldecor etnik anyaman	2023-02-01	[Edit] [Hapus]
5	ITN000003	Placemat rotan lombok	2023-02-01	[Edit] [Hapus]
6	ITN000004	Placemat eceng gondok	2023-02-01	[Edit] [Hapus]
7	ITN000004	Waldecor etnik anyaman	2023-02-01	[Edit] [Hapus]

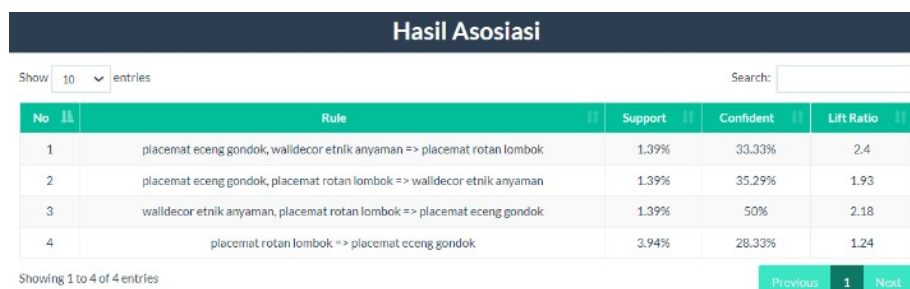
Gambar 2. Tampilan Layar Menu Data Transaksi

### 3.4. Layar Kalkulasi FP-Growth

Setelah data transaksi diinput, proses selanjutnya melibatkan pengolahan data pada halaman kalkulasi *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth). Di lama kalkulasi tersebut, seperti terlihat pada Gambar 3, administrator memiliki kemampuan untuk menentukan nilai dukungan minimum dan tingkat keyakinan, serta memilih parameter yang akan dikalkulasi berdasarkan rentang periode data transaksi setiap bulan. Pada tampilan layar hasil aturan asosiasi, sebagaimana terlihat pada Gambar 4, informasi ini akan menampilkan hasil aturan asosiasi yang ditemukan melalui analisis data, berfungsi untuk menggambarkan hubungan antara *Itemset* dalam *dataset*.



Gambar 3. Tampilan Layar Perhitungan



No	Rule	Support	Confident	Lift Ratio
1	placemat eceng gondok, waldecor etnik anyaman => placemat rotan lombok	1.39%	33.33%	2.4
2	placemat eceng gondok, placemat rotan lombok => waldecor etnik anyaman	1.39%	35.29%	1.93
3	waldecor etnik anyaman, placemat rotan lombok => placemat eceng gondok	1.39%	50%	2.18
4	placemat rotan lombok => placemat eceng gondok	3.94%	28.33%	1.24

Gambar 4. Tampilan Layar Hasil Aturan Asosiasi

#### 4. KESIMPULAN

Uji coba terhadap 435 data transaksi dari Toko NTN *Racing Sport* menghasilkan empat aturan asosiasi yang menunjukkan nilai *lift ratio* di atas 1, dengan menerapkan nilai dukungan minimum 1% dengan tingkat keyakinan 25%. Ini menunjukkan adanya hubungan yang signifikan antara *Itemset*. Temuan ini dapat membantu pemilik toko dalam merancang paket bundling untuk calon pembeli. Agar mendapatkan hasil yang lebih tepat, disarankan untuk memanfaatkan jumlah data yang lebih besar dalam penelitian mendatang daripada hanya menggunakan data transaksi selama bulan Februari hingga bulan Maret tahun 2023. Studi ini juga dapat diperkuat dengan menguji metode lain selain algoritme FP-Growth, seperti Apriori, Eclat, atau algoritme asosiasi lainnya. Pengembangan tambahan sistem diperlukan agar mampu mengatasi atribut tambahan dalam analisis, karena sistem saat ini belum mendukung penambahan atribut dalam proses analisis.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. F. Dewantara, Y. J. Purwanto, and Y. Setiawan, "Strategi Pengendalian Eceng Gondok (*Eichornia crassipes*) di Perairan Waduk Jatiluhur, Jawa Barat," *J. Penelit. Sos. dan Ekon. Kehutan.*, vol. 18, no. 1, pp. 63–74, 2021.
- [2] T. Poernama, E. Pebriansyah, A. L. Arifin, and R. Yusuf, "Entrepreneurship Bisnis Manajemen Akuntansi Ubah gulma menjadi emas: studi kasus pengolahan eceng gondok menjadi humus aktif & enzimatik di Waduk Jatiluhur Purwakarta," *E-BISMA*, vol. 4, no. 1, pp. 43–66, 2023.
- [3] S. Rahmiyanti, R. Maru, N. L. Mangngesak, A. N. Mutmainnah, and R. Handayani, "Pemanfaatan Tanaman Eceng Gondok Menjadi Kerajinan Anyaman Sebagai Upaya Dalam Mengurangi Pencemaran Sungai Di Kecamatan Pammana," *Panrita Inov. J. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 1, no. 1, p. 17, 2022, doi: 10.56680/pijpm.v1i1.36912.
- [4] H. E. Simanjuntak and Windarto, "Analisa Data Mining Menggunakan Frequent Pattern Growth pada Data Transaksi Penjualan PT Mora Telematika Indonesia untuk Rekomendasi Strategi Pemasaran Produk Internet," *Media Inform. Budidarma*, vol. 4, no. 4, pp. 914–923, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i4.2300.
- [5] Febrianto, Samidi, G. Mikael, and E. Saputra, "Sistem Penentuan Paket Penjualan dengan Algoritme FP-Growth Serta Metode Up dan Cross Selling," *Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 4, pp. 2269–2278, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i4.4800.
- [6] A. R. Wibowo and A. Jananto, "IMPLEMENTASI DATA MINING METODE ASOSIASI ALGORITME FP-GROWTH PADA PERUSAHAAN RITEL," *J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 10, no. 2, pp. 200–212, 2020.
- [7] D. E. Putri, E. Praja, and W. Mandala, "Implementasi Algoritme FP-Growth Untuk Menemukan Pola Frekuensi Pembelian Lauk Pada Rumah Makan Takana Juo," *Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 1, pp. 242–250, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2643.
- [8] Y. Mardi, "Data Mining : Klasifikasi Menggunakan Algoritme C4 . 5 Data mining merupakan bagian dari tahapan proses Knowledge Discovery in Database ( KDD ) . Jurnal Edik Informatika," *J. Edik Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 213–219, 2019.
- [9] R. A. Suharjo and A. Wibowo, "Customer Relationship Management in Retail Using Double Association Rule," *Int. J. Emerg. Trends Eng. Res.*, vol. 8, no. 5, pp. 1620–1625, 2020.
- [10] M. J. Hakim and Y. Akbar, "MARKET BASKET ANALYSIS MENGGUNAKAN ALGORITME APRIORI BERBASIS BAHASA R (Studi Kasus Transretail Indonesia)," *CKI SPOT*, vol. 11, no. 2, pp. 173–180, 2018.
- [11] A. Muzakir, "MARKET BASKET ANALYSIS ( MBA ) PADA SITUS WEB E-COMMERCE ZAKIYAH COLLECTION," *SIMETRIS*, vol. 7, no. 2, pp. 459–466, 2016.
- [12] S. M. Rezkia, "Market Basket Analysis Menggunakan Machine Learning Python," 2021. <https://dqqlab.id/market-basket-analysis-menggunakan-machine-learning-python> (accessed Jun. 03, 2023).
- [13] D. K. P, A. Y. Ananta, and W. B. D. S. Nanda, "Implementasi Analisa Keranjang Belanja Guna Menentukan Paket Produk Untuk Meningkatkan Penjualan Dengan Algoritme FP-Growth," in *Seminar Informatika Aplikatif*, 2019, pp. 1–5, [Online]. Available: <http://jurnalti.polinema.ac.id/index.php/SIAP/article/view/624>.
- [14] F. Syafria, "IMPLEMENTASI ALGORITME FP-GROWTH UNTUK TERHADAP KEMAMPUAN MEMBACA AL-QURAN SISWA," vol. 2, no. 2, pp. 66–78, 2020.
- [15] Nurasiah, "Implementasi Algoritme FP-Growth Pada Pengenalan Pola Penjualan," *Terap. Inform. Nusant.*, vol. 1, no. 9, pp. 438–444, 2021.
- [16] S. G. Setyorini, M. J. Adhiva, and S. A. Putri, "Penerapan Algoritme FP-Growth dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen," pp. 180–186, 2020.
- [17] M. A. Hasanah, S. Soim, and A. S. Handayani, "Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritme CART untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir," vol. 5, no. 2, 2021.