

SKRIPSI

**IMPLEMENTASI DATA MINING MENGGUNAKAN
ALGORITMA FP-GROWTH DAN ALGORITMA
APRIORI PADA ANALISIS PENJUALAN BARANG**

Oleh :
Henry Sethia Alfianto
065116045



**PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS PAKUAN
BOGOR
2023**

SKRIPSI

IMPLEMENTASI DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH DAN ALGORITMA APRIORI PADA ANALISIS PENJUALAN BARANG

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana
Komputer Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika Dan Ilmu
Pengetahuan Alam**

**Oleh :
Henry Sethia Alfianto
065116045**



**PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS PAKUAN
BOGOR
2023**

HALAMAN PENGESAHAN

Judul : Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori Pada Analisis Penjualan Barang
Nama : Henry Sethia Alfianto
Npm : 065116045

Mengesahkan,

Pembimbing Pendamping



Irma Anggraeni, M.Kom.

Pembimbing Utama



Dr. Prihastuti Harsani, M.Si.

Mengetahui,

Ketua Program Studi Ilmu Komputer
FMIPA - UNPAK



Arie Qurania, M.Kom

Dekan
FMIPA - UNPAK



Asep Denih, S.Kom., M.Sc., Ph.D.

PERNYATAAN KEASLIAN KARYA TULIS SKRIPSI

Dengan ini saya menyatakan bahwa: Sejauh yang saya ketahui, karya tulis ini bukan merupakan karya tulis yang pernah dipublikasikan atau sudah pernah dipakai untuk mendapatkan gelar sarjana di Universitas lain, kecuali pada bagian-bagian dimana sumber informasinya dicantumkan dengan cara referensi yang semestinya.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya. Apabila kelak dikemudian hari terdapat gugatan, penulis bersedia dikenakan sanksi sesuai dengan peraturan yang berlaku.

Bogor, Juli 2023



Henry Sethia Alfianto
065116045

PERNYATAAN PELIMPAHAN SKRIPSI DAN SUMBER INFORMASI SERTA PELIMPAHAN HAK CIPTA

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Henry Sethia Alfianto
Npm : 065116045
Judul : Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth
dan Algoritma Apriori Pada Analisis Penjualan Barang

Dengan ini saya menyatakan bahwa paten dan hak cipta dari produk skripsi dan tugas akhir diatas adalah benar karya saya dengan arahan dari komisi pembimbing dan belum diajukan dalam bentuk apapun kepada perguruan tinggi manapun.

Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam daftar Pustaka dibagian akhir skripsi ini.

Dengan ini saya melimpahkan paten, hak cipta dari karya tulis saya kepada Universitas Pakuan.

Bogor, Juli 2023



Henry Sethia Alfianto
065116045

RIWAYAT HIDUP



Penulis bernama lengkap Henry Sethia Alfianto, dilahirkan di Bogor pada tanggal 07 Februari 1998, dari pasangan Bapak Tony Setiawan (Alm.) dan Ibu Yenny Thiavani, penulis adalah anak kedua dari 2 bersaudara, kakak pertama bernama David Sethia Perdana.

Penulis mengawali Pendidikan di Sekolah Dasar Kesatuan Bogor dan lulus pada tahun 2010. Kemudian pada tahun 2013 penulis menamatkan Pendidikan di Sekolah Menengah Pertama di SMP Kesatuan Bogor. Penulis melanjutkan Pendidikan di Sekolah Menengah Atas di SMA Kesatuan Bogor dan menamatkannya pada tahun 2016.

Pada tahun 2016 penulis kemudian meneruskan Pendidikan di Universitas Bogor, Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Selama di Universitas Pakuan, penulis melakukan praktek lapang di Sekolah Ananda Bogor, untuk menyelesaikan tugas praktek lapang penulis merancang sistem penilaian siswa berbasis web. Pada bulan Juli tahun 2023 Penulis menyelesaikan skripsi dengan judul Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori Pada Analisis Penjualan Barang

RINGKASAN

Henry Sethia Alfianto, 2023. Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori Pada Analisis Penjualan Barang. Dibawah bimbingan **Dr. Prihastuti Harsani, M.Si.** dan **Irma Anggraeni, M.Kom.**

Proses menganalisis pada toko sembako bertujuan untuk mengetahui pola transaksi penjualan yang terjadi agar dapat membantu pihak toko untuk mengoptimalkan stok barang melalui kombinasi transaksi penjualan barang yang terjadi.

Pada penelitian ini dilakukan proses data mining, dimana proses tersebut untuk menemukan pola-pola yang terbentuk dalam sebuah data yang besar. Data yang digunakan yaitu sebanyak 65.534 transaksi yang terdiri dari 9 baris kolom yaitu no faktur, tgl jual, nama barang, quantity barang (terdiri dari quantity besar, quantity sedang dan quantity kecil) dan harga jual (terdiri dari harga jual besar, harga jual sedang, harga jual kecil). Untuk kolom yang digunakan yaitu terdiri dari no faktur, tgl jual, nama barang dan quantity barang. Adapun Metode yang digunakan pada penelitian ini yaitu *Knowledge Discovery in Database (KDD)*.

Data yang sudah didapat selanjutnya dilakukan pemrosesan menggunakan tahapan KDD. Data yang ada kemudian dilakukan seleksi serta dibersihkan dari data yang duplikasi, data yang kosong, ataupun data yang tidak di perlukan. Kemudian data yang telah dibersihkan dilakukan transformasi agar data siap untuk dilakukan proses mining.

Pada percobaan ini dilakukan analisis total 65.534 data transaksi yang telah di seleksi. Data kemudian dilakukan proses analisis dengan menetapkan nilai minimum support 5% serta nilai minimum confidence 35%. Pada percobaan pertama dengan menggunakan variable item yang terjual, terlihat kombinasi itemset yang terbentuk cenderung sama pada Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori, yang membedakan yakni pada hasil dari waktu eksekusi data atau running time yang terjadi dimana pada Algoritma Apriori lebih cepat dibandingkan dengan Algoritma FP-Growth. Pada percobaan kedua dengan menggunakan variable quantity barang, terlihat kombinasi itemset yang terbentuk cenderung lebih banyak dengan menggunakan Algoritma Apriori dibanding Algoritma FP-Growth serta dari segi eksekusi waktu atau running time yang terjadi, Algoritma Apriori lebih cepat dibandingkan dengan Algoritma FP-Growth.

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis ucapkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, karena yang telah memberikan Rahmat dan Karunia-nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Skripsi dengan judul “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori Pada Analisis Penjualan Barang”. Penulian skripsi ini merupakan salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Komputer di Program Studi Ilmu Komputer FMIPA Universitas Pakuan Bogor.

Dalam penulisan skripsi ini, penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Dr. Prihastuti Harsani, M.Si., selaku dosen pembimbing utama yang telah memberikan pengarahan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini.
2. Irma Anggraeni, M.Kom., selaku pembimbing pendamping yang selalu memberikan arahan dan bimbingan kepada penulis dalam melakukan penelitian.
3. Pihak-pihak yang telah membantu penulis dalam proses pengambilan data yang diperluka.
4. Kedua Orang Tua, yang selalu mendukung, mendoakan, dan memberikan motivasi dan semangat kepada penulis.
5. Sahabat, rekan-rekan, dan orang terdekat penulis, yang selalu memberikan semangat dan membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

Menyadari keterbatasan kemampuan serta waktu dalam penulisan skripsi ini yang masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, segala kritik dan saran yang membangun akan diterima dengan senang hati oleh penulis. Akhir kata, semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi kita semua.

Bogor, Juli 2023

Henry Sethia Alfianto
065116045

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN	i
PERNYATAAN KEASLIAN KARYA TULIS SKRIPSI	ii
PERNYATAAN PELIMPAHAN SKRIPSI DAN SUMBER INFORMASI SERTA PELIMPAHAN HAK CIPTA	iii
RIWAYAT HIDUP	iv
RINGKASAN	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR LAMPIRAN.....	xi
BAB I.....	1
PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Tujuan Penelitian.....	2
1.3 Ruang Lingkup	2
1.4 Manfaat.....	2
BAB II.....	3
TINJAUAN PUSTAKA	3
2.1 Tinjauan Pustaka	3
2.1.1 Data Mining.....	3
2.1.2 Knowledge Discovery In Database (KDD).....	3
2.1.3 Association Rule	4
2.1.4 Lift Ratio	5
2.1.5 Algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth).....	5
2.1.6 Algoritma Apriori.....	6
2.1.7 Python.....	6
2.2 Penelitian Terdahulu.....	7
2.3 Tabel Perbandingan Penelitian Terdahulu.....	8
BAB III	9
METODE PENELITIAN.....	9
3.1 Metode Penelitian	9
3.1.1 Data Selection	9
3.1.2 Pre-processing atau Cleaning	9
3.1.3 Transformation	10
3.1.4 Data Mining.....	10
3.1.5 Interpretation atau Evaluation	10
3.1.6 Presentasi Pengetahuan (Knowledge Presentation)	10
3.2 Flowchart Sistem.....	11
BAB IV	12
PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI.....	12
4.1 Data Selection.....	12
4.2 Pre-processing atau Cleaning	12
4.3 Transformation	13
4.4 Data Mining.....	15

4.4.1	Membuat Tabel Transaksi	15
4.4.2	Menghitung Frekuensi Kemunculan Item	15
4.4.3	Dataset Berdasarkan Frequent List.....	16
4.4.4	Pembentukan FP-Tree	17
4.4.5	Algoritma FP-Growth.....	20
4.4.5.1	Pembangkitan Conditional Pattern Base.....	21
4.4.5.2	Pembangkitan Conditional FP-Tree.....	23
4.4.5.3	Pembangkitan Frequent Item	23
4.4.6	Algoritma Apriori.....	24
4.5	Evaluation.....	25
4.6	Knowledge.....	25
BAB V		26
HASIL DAN PEMBAHASAN.....		26
5.1	Hasil.....	26
5.2	Pembahasan	26
5.2.1	Perhitungan.....	26
5.2.2	Hasil Metode Algoritma FP-Growth.....	26
5.2.3	Hasil Metode Algoritma Apriori	28
5.2.4	Hasil Lift Ratio Metode Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth 29	
5.2.5	Hasil Kombinasi Itemset Metode Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth.....	29
5.2.6	Hasil Perbandingan Waktu Running Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori	31
BAB VI.....		34
KESIMPULAN DAN SARAN.....		34
6.1	Kesimpulan.....	34
6.2	Saran	35
DAFTAR PUSTAKA		36

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1 Tahapan dalam KDD	9
Gambar 2 Flowchart Sistem	11
Gambar 3 Flowchart FP-Tree	17
Gambar 4 Hasil Pembentukan FP-Tree Setelah Pembacaan No Faktur 106099	18
Gambar 5 Hasil Pembentukan FP-Tree Setelah Pembacaan No Faktur 106362	19
Gambar 6 Flowchart Algoritma FP-Growth	21
Gambar 7 Flowchart Algoritma Apriori.....	24
Gambar 8 Running Time Item Mama Lemon Berdasarkan Item yang Terjual	33
Gambar 9 Running Time Item Mama Lemon Berdasarkan Quantity	33

DAFTAR TABEL

Tabel 1 Perbandingan Penelitian	8
Tabel 2 Data Transaksi Sebelum Dibersihkan	12
Tabel 3 Data Transaksi Setelah Dibersihkan	13
Tabel 4 Data Transaksi Sebelum Digabungkan	13
Tabel 5 Data Transaksi Yang Telah Digabungkan	14
Tabel 6 Data Transaksi Sebelum Dilakukan Penggabungan Quantity	14
Tabel 7 Data Transaksi Setelah Dilakukan Penggabungan Quantity	14
Tabel 8 Data Transaksi	15
Tabel 9 Frekuensi Kemunculan Item	15
Tabel 10 Frequent List	16
Tabel 11 Dataset Berdasarkan Frequent List	16
Tabel 12 Conditional Pattern Base	21
Tabel 13 Conditional FP-Tree	23
Tabel 14 Frequent Itemset	23
Tabel 15 Nilai Minimum Support Algoritma FP-Growth Berdasarkan Item yang Terjual	27
Tabel 16 Nilai Minimum Confidence Algoritma Fp-Growth Berdasarkan Item yang Terjual	27
Tabel 17 Nilai Minimum Support Algoritma FP-Growth Berdasarkan Quantity	27
Tabel 18 Nilai Minimum Confidence Algoritma Fp-Growth Berdasarkan Quantity	27
Tabel 19 Nilai Minimum Support Algoritma Apriori Berdasarkan Item yang Terjual	28
Tabel 20 Nilai Minimum Confidence Algoritma Apriori Berdasarkan Item yang Terjual	28
Tabel 21 Nilai Minimum Support Algoritma Apriori Berdasarkan Quantity	28
Tabel 22 Nilai Minimum Confidence Algoritma Apriori Berdasarkan Quantity	29
Tabel 23 Lift Ratio Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori Berdasarkan Item yang Terjual	29
Tabel 24 Lift Ratio Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori Berdasarkan Quantity	29
Tabel 25 Kombinasi Itemset Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth Berdasarkan Item yang Terjual	30
Tabel 26 Kombinasi Itemset Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth Berdasarkan Quantity	30
Tabel 27 Perbandingan Running Time Terhadap Nilai Minimum Support Berdasarkan Item yang Terjual	31
Tabel 28 Perbandingan Running Time Terhadap Nilai Minimum Support Berdasarkan Quantity	32

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Form Bimbingan Skripsi	xii
Lampiran 2 Surat Keputusan.....	xiii
Lampiran 3 Tahapan Transformasi Data.....	xv
Lampiran 4 Tahapan Data Mining	xvi
Lampiran 5 Proses Pembacaan No Faktur	xviii
Lampiran 6 Perhitungan Minimum Support dan Minimum Confidence	xxviii

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Saat ini jumlah toko sembako ataupun minimarket di Indonesia terus bertambah sehingga hal tersebut membuat para pemilik toko perlu menerapkan strategi pemasaran yang lebih baik agar dapat bersaing di pasar. Untuk itu, pemilik toko harus memberikan perhatian khusus terhadap kebiasaan konsumen dalam membeli barang. Banyak transaksi penjualan yang terus bertambah dan Sebagian besar hanya disimpan saja sebagai arsip ataupun pembukuan sehingga data-data transaksi penjualan tersebut hanya dibiarkan begitu saja dan tidak tahu nantinya data transaksi penjualan tersebut akan digunakan untuk apa. Maka dari itu salah satu strategi pemasaran yang dapat dilakukan yaitu dengan menerapkan data mining seperti pada penelitian yang dilakukan oleh (Ilham Fatimah et al., 2022) mengenai Penerapan Data Mining Dengan Metode Apriori Pada Penjualan Sembako Pada Toko Grosir Sembako Lina, lalu pada penelitian yang dilakukan oleh (Abidin et al., 2022) mengenai Penerapan Algoritma Apriori Pada Penjualan Suku Cadang Kendaraan Roda Dua Pada Toko Prima Motor Sidomulyo dan penelitian yang dilakukan oleh (Anggrawan et al., 2021) mengenai Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth.

Data mining merupakan sebuah proses mengekstraksi atau menggali pengetahuan dari data yang berjumlah besar. Data mining memiliki beberapa metode yang sering digunakan salah satunya yaitu *association rule* atau biasa disebut dengan *market basket analysis*. Metode ini pada umumnya biasa digunakan pada data transaksi penjualan dari supermarket atau minimarket. *Association Rule* merupakan metode yang bertujuan untuk mencari sekumpulan item atau data yang sering muncul secara bersamaan. Metode *association rule* dapat dianalogikan sebagai keranjang belanjaan. Dari keranjang belanjaan para pengunjung minimarket atau supermarket kita dapat mengetahui pola dari pembeliannya, dengan melihat barang apa yang banyak terjual dan barang yang tidak banyak terjual pada minimarket atau supermarket. Metode *association rule* dalam analisis penjualan barang dapat membantu supermarket ataupun minimarket untuk mengidentifikasi tren penjualan yang muncul dalam kurun waktu tertentu serta memberikan informasi yang berharga tentang preferensi konsumen. Dengan dilakukan analisis penjualan supermarket atau minimarket dapat mengoptimalkan strategi penjualan barang dengan mengikuti tren yang ada serta kebutuhan dari pelanggan

Pada penelitian yang dilakukan oleh (Ilham Fatimah et al., 2022) membahas mengenai penggunaan data mining dengan menggunakan Algoritma Apriori dimana penulis ingin mengidentifikasi pola penjualan yang terjadi pada toko sembako. Algoritma Apriori yang diterapkan oleh penulis dinilai cukup efektif diterapkan dalam proses mengidentifikasi pola penjualan yang terjadi pada toko sembako serta memberikan gambaran untuk mengatur tata letak penyimpanan barang sehingga pembeli tidak merasa bingung saat mencari barang yang dibutuhkan.

Pada penelitian yang dilakukan oleh (Abidin et al., 2022) membahas mengenai Penerapan Algoritma Apriori Pada Penjualan Suku Cadang Kendaraan Roda Dua, hasil yang di dapat yaitu pola penjualan suku cadang kendaraan roda dua yang dibeli secara bersamaan, hasil dari pola penjualan suku cadang kendaraan roa dua tersebut

nantinya dapat digunakan untuk membantu dalam Menyusun strategi pemasaran yang lebih efektif, pengaturan tata letak produk didalam toko dan manajemen persediaan suku cadang yang paling sering terjual.

Pada penelitian yang dilakukan oleh (Anggrawan et al., 2021) membahas mengenai pengoptimalan tata letak barang dengan menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth, hasil yang didapat oleh penulis yaitu penulis mampu mengidentifikasi pola-pola antara item yang ditempatkan secara berdekatan untuk kemudian dibentuk perencanaan tata letak barang agar lebih efisien dan memudahkan pembeli untuk membeli barang yang di inginkan dengan lebih mudah.

Berdasarkan penelitian terdahulu maka penelitian ini akan membuat Implementasi Data Mining menggunakan Algoritma Fp-Growth dan Algoritma Apriori pada Analisis Penjualan Barang untuk mengetahui metode mana yang lebih unggul serta lebih optimal dalam penggunaan pada aplikasi data mining serta untuk mengetahui pola pembelian konsumen terhadap barang sehingga dapat membantu pihak toko dalam mengoptimalkan persediaan stok barang melalui kombinasi transaksi barang, sehingga menghindari penumpukan stok barang yang jarang di beli konsumen.

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengimplementasikan *association rule* dengan menggunakan Algoritma *Fp-Growth* dan Algoritma Apriori untuk mengetahui pola transaksi pembelian konsumen pada Toko Sembako mulai dari bulan Januari 2022 sampai dengan bulan Agustus 2022.

1.3 Ruang Lingkup

Adapun ruang lingkup yang di fokuskan pada penelitian ini agar lebih terarah dan lebih jelas yakni:

1. Data yang di ambil adalah data pembelian barang yang di jual pada Toko Sembako mulai dari bulan Januari 2022 sampai dengan bulan Agustus 2022.
2. Data akan diolah menggunakan Algoritma *Fp-Growth* dan Algoritma Apriori untuk mengetahui pola transaksi pembelian konsumen.
3. Data akan diolah menggunakan Algoritma *Fp-Growth* dan Algoritma Apriori untuk mengetahui dari kedua metode tersebut mana yang lebih baik.

1.4 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini diantaranya:

1. Agar mengetahui pola pembelian konsumen pada Toko Sembako.
2. Memberi gambaran berupa pola pembelian barang dari konsumen, sehingga membantu pemilik toko untuk menghindari penumpukan barang yang kurang laku.
3. Menambah wawasan bagi mahasiswa dan masyarakat dalam analisis data dengan menggunakan Algoritma *Fp-Growth* dan Algoritma Apriori dalam menentukan pola pembelian konsumen dari sebuah toko, khususnya pembelian konsumen pada barang sembako dalam kurun waktu tertentu.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Tinjauan Pustaka

2.1.1 Data Mining

Data mining merupakan proses menambang pengetahuan dari data dengan jumlah yang sangat besar. Data mining juga dapat diartikan sebagai proses mengekstraksi data yang tidak diketahui untuk kemudian dapat diverifikasi untuk mendapatkan informasi bermanfaat (Hutagalung et al., 2022). Data mining secara umum dapat didefinisikan sebagai langkah yang digunakan untuk mencari pola-pola yang belum diketahui dari data yang ada untuk menemukan pengetahuan yang belum diketahui dari data yang tersimpan dalam sebuah database ataupun media simpan lainnya (Anggrawan et al., 2021).

Data mining merupakan suatu proses pengumpulan informasi penting dari suatu data yang besar untuk selanjutnya diolah sehingga menghasilkan informasi yang berguna serta terbentuknya pola dalam data tersebut. Proses data mining ini sering kali menggunakan metode statistika, matematika hingga memanfaatkan teknologi *artificial intelligence*. Dalam penerapan mengolah data menggunakan data mining, terdapat beberapa metode dalam pengolahan data seperti metode klasifikasi, asosiasi, klustering, regresi, forecasting, sequencing, dan deskriptif. Data mining bertujuan untuk sarana menjelaskan sebuah kondisi penelitian, memastikan sebuah pernyataan atau mempertegas suatu hipotesis dan mencari pola baru yang sebelumnya tidak terdeteksi.

2.1.2 Knowledge Discovery In Database (KDD)

Knowledge Discovery In Database (KDD) dapat didefinisikan sebagai ekstraksi informasi potensial, implisit dan tidak diketahui dari kumpulan data. Proses pengambilan data melibatkan hasil dari proses data mining, lalu setelah mendapatkan hasil ditransformasikan secara akurat menjadi data yang mudah di pahami. Knowledge Discovery In Database (KDD) juga dapat diartikan sebagai proses keseluruhan nontrivial yang bertujuan untuk menemukan dan mendapatkan pola dalam sebuah data, pola yang ditemukan bersifat valid, baru, berguna, dan dapat dipahami (Rusnadi et al., 2020). Proses Knowledge Discovery In Database dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Data Selection

Pemilihan data dari sekumpulan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalian informasi dalam Knowledge Discovery In Database dimulai. Data hasil seleksi yang akan digunakan untuk proses data mining, disimpan dalam suatu berkas terpisah dari basis data operasional.

2. Pemilihan Data

Sebelum proses data mining dapat dilakukan, perlu dilakukan proses cleaning pada data yang menjadi focus Knowledge Discovery In Database. Proses cleaning mencakup antara lain membuang data duplikasi, memeriksa data yang tidak konsisten, dan memperbaiki kesalahan pada data. Lalu dilakukannya proses enrichment, yaitu proses memperkaya data yang sudah ada dengan informasi lain yang relevan.

3. Transformasi

Pada tahap ini yang dilakukan yakni mentransformasi bentuk dari sebuah data yang belum mempunyai entitas yang jelas kedalam bentuk data yang lebih valid ataupun siap untuk dilakukan proses data mining.

4. Data mining

Data mining merupakan proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan memanfaatkan teknik ataupun metode tertentu. Teknik-teknik, metode-metode, ataupun algoritma dalam data mining sangat bermacam-macam. Pemilihan metode ataupun algoritma yang tepat sangat bergantung pada tujuan serta proses Knowledge Discovery In Database (KDD) secara keseluruhan.

5. Interpretasi/Evaluasi

Pola informasi yang dihasilkan dari proses data mining perlu ditampilkan dalam bentuk yang gampang dipahami oleh pihak yang berkepentingan. Tahap ini menggambarkan bagian dari proses Knowledge Discovery In Database (KDD) yang disebut interpretasi. Tahap ini mencakup peninjauan apakah pola atau informasi yang ditemui bertentangan dengan kebenaran ataupun hipotesis yang ada sebelumnya.

2.1.3 Association Rule

Association rule adalah metode yang bertujuan untuk menemukan pola yang sering muncul dari banyaknya transaksi ataupun data, dimana masing-masing dari permintaan terdiri dari beberapa item sehingga metode ini dapat mendukung analisis permintaan barang ataupun data dengan cara mencari pola diantara setiap produk atau data yang sering muncul atau terjadi (Rusnadi et al., 2020).

Metodologi dasar analisis asosiasi memiliki 2 tahap,yakni:

1. Analisis Pola Frekuensi Tinggi

Tahap ini mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support dalam database. Nilai support dari sebuah item dapat diperoleh dengan menggunakan rumus:

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

Sedangkan nilai support dari 2 item diperoleh dengan menggunakan rumus:

Support (A ∩ B) = $\frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi}}$ (2)

2. Pembuatan Aturan Asosiatif

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah dicari aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dari aturan asosiatif A → B. Nilai *confidence* dari aturan A → B diperoleh dengan menggunakan rumus:

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

2.1.4 Lift Ratio

Lift Ratio adalah sebuah parameter untuk mengetahui kekuatan dari aturan asosiasi yang telah terbentuk dari nilai support dan confidence. Nilai lift ratio digunakan untuk menentukan apakah aturan asosiasi valid atau tidak valid. Jika hasil yang di dapat dari perhitungan lift ratio < 1 , maka itemset A dan itemset B memiliki kolerasi negative, dengan kata lain apabila konsumen membeli barang A maka tidak akan membeli barang B. Jika lift ratio > 1 , maka itemset A dan itemset B memiliki kolerasi positif, dengan kata lain apabila konsumen membeli barang A maka akan membeli barang B. Namun apabila lift ratio $= 1$, maka itemset A dan itemset B independen satu sama lain yang berarti jika konsumen membeli barang A maka belum tentu membeli barang B. Nilai lift ratio dapat dihitung dengan rumus:

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\left(\frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}} \right)}{\left(\frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi}} \right)} \dots\dots\dots (4)$$

2.1.5 Algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth)

Menurut Almira et al. (2021) algoritma FP-Growth merupakan salah satu algoritma yang merupakan bagian dari metode *association rule* yang memiliki tujuan untuk mencari dan menentukan suatu kumpulan data yang sering muncul pada sebuah data mining. Algoritma FP-Growth adalah perkembangan dari algoritma apriori yang terletak dalam scanning database dan akurasi rulesnya. Algoritma FP-Growth dapat melakukan satu atau dua kali saja *scanning* database.

Algoritma FP-Growth menggunakan konsep pembangunan tree dalam pencarian *frequent itemset*. Fp-Growth merupakan algoritma pencarian *frequent itemset* yang didapat dari FP-tree dengan menjelajahi dari bawah menuju atas. Fp-tree dibentuk melalui pembacaan dari kumpulan data dalam suatu transaksi pada kurun waktu tertentu lalu dipetakan transaksi tersebut ke dalam lintasan FP-tree. FP-tree menggambarkan struktur penyimpanan informasi yang dimampatkan. Fp-tree dibentuk dengan memetakan setiap data transaksi ke dalam setiap lintasan tertentu dalam Fp-tree. Karena dalam setiap transaksi yang dipetakan, bisa jadi terdapat transaksi yang mempunyai item yang sama, sehingga lintasannya memungkinkan untuk saling mengenai. Semakin banyak data transaksi yang mempunyai item yang sama, maka proses pemampatan dengan struktur data FP-tree terus menjadi efektif.

Dalam penggalian itemset dengan menggunakan algoritma FP-Growth, dilakukan dengan membangkitkan Fp-tree. Metode FP-Growth memiliki 3 tahapan utama yaitu:

1. Tahapan pembangkitan *conditional pattern base*

Conditional pattern base adalah subdatabase yang memiliki isi *prefix path* (lintasan *prefix*) dan *suffix pattern* (pola akhiran). Pembangkitan *conditional pattern base* didapat melalui FP-tree yang telah dibangun sebelumnya.

2. Tahap pembangkitan conditional Fp-tree

Pada tahap ini, *support count* dari setiap item pada setiap *conditional pattern base* dijumlahkan, kemudian setiap item yang mempunyai jumlah *support count* lebih besar sama dengan minimum *support count* akan dibangkitkan dengan *conditional Fp-tree*.

3. Tahap pencarian *frequent itemset*

Apabila conditional FP-tree menggambarkan lintasan tunggal (*single path*), maka didapatkan *frequent itemset* dengan menerapkan gabungan item untuk setiap conditional FP-tree. Apabila bukan lintasan tunggal, maka dicoba pembangkitan FP-Growth secara rekursif.

2.1.6 Algoritma Apriori

Algoritma apriori merupakan salah satu teknik dari association rule yang memiliki fungsi untuk mengidentifikasi keterkaitan antara item satu dengan item yang lainnya. Algoritma apriori merupakan salah satu dari beberapa algoritma dalam data mining yang biasanya digunakan untuk frequent itemset dan association rule dalam basis data pada data transaksional dengan mengidentifikasi setiap item yang ada, lalu mengkombinasikan kumpulan item tersebut dengan syarat item tersebut memiliki kemunculan yang cukup sering dalam basis data (Abidin et al., 2022).

2.1.7 Python

Python merupakan salah satu dari bahasa pemrograman paling populer dalam machine learning dan telah digunakan secara luas didalam data science, machine learning dan artificial Intelligence. Python memiliki library dan frameworks yang cukup kuat yang dapat mempermudah dalam melakukan pembelajaran model machine learning. Python memiliki beberapa library yang cukup populer, diantaranya ada TensorFlow, PyTorch, Scikit-learn, Keras, and Pandas. Python sudah banyak digunakan dalam pengembangan aplikasi Artificial Intelligence seperti Chatbots, sistem rekomendasi, dan otomatisasi kendaraan. Selain itu python juga digunakan dalam mengembangkan aplikasi natural language processing application dimana didalamnya dapat mengolah sentiment analisis, mengklasifikasi teks dan mengtranslate bahasa. Python terbukti menjadi bahasa pemrograman yang sangat populer dan sudah banyak digunakan oleh para peneliti dibidangnya (Raschka et al., 2020).

2.2 Penelitian Terdahulu

Pada penelitian ini, peneliti menggunakan penelitian terdahulu sebagai acuan dalam melakukan penelitian sehingga pada penelitian ini dapat memperkaya teori yang digunakan dalam mengkaji penelitian yang dilakukan, berikut beberapa penelitian terdahulu sebagai referensi:

1. Nama : (Ilham Fatimah et al., 2022)
Judul : Penerapan Data Mining Dengan Metode Apriori Pada Penjualan Sembako (Studi Kasus: Grosir Sembako Lina)
Isi : Dalam penelitian ini, metode yang diterapkan adalah Algoritma Apriori dimana Algoritma tersebut digunakan untuk mencari pola penjualan yang terjadi pada toko sembako. Algoritma Apriori yang diterapkan dinilai cukup efektif dalam proses mengidentifikasi pola penjualan yang terjadi pada toko sembako serta memberikan gambaran untuk mengatur tata letak penyimpanan barang sehingga pembeli tidak merasa bingung saat mencari barang yang dibutuhkan.
2. Nama : (Abidin et al., 2022)
Judul : Penerapan Algoritma Apriori Pada Penjualan Suku Cadang Roda Dua (Studi Kasus: Toko Prima Motor Sidomulyo)
Isi : Dalam penelitian ini, metode yang diterapkan yaitu Algoritma Apriori untuk menganalisis pola penjualan suku cadang kendaraan roda dua yang dibeli secara bersamaan, hasil dari pola penjualan suku cadang kendaraan roa dua tersebut nantinya dapat digunakan untuk membantu dalam Menyusun strategi pemasaran yang lebih efektif, pengaturan tata letak produk didalam toko dan manajemen persediaan suku cadang yang paling sering terjual.
3. Nama : (Anggrawan et al., 2021)
Judul : Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth
Isi : Dalam penelitian ini, metode yang diterapkan yaitu Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori dimana didalamnya membahas mengenai pengoptimalan tata letak barang dengan menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth, hasil yang didapat yaitu Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth mampu mengidentifikasi pola-pola antara item yang ditempatkan secara berdekatan untuk kemudian dibentuk perencanaan tata letak barang agar lebih efisien dan memudahkan pembeli untuk membeli barang yang di inginkan dengan lebih mudah.

2.3 Tabel Perbandingan Penelitian Terdahulu

Tabel perbandingan ini digunakan sebagai perbandingan antara peneliti yang akan dilakukan dengan penelitian terdahulu sebagai bahan acuan.

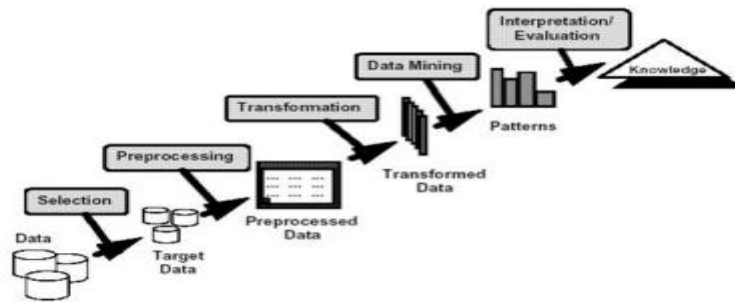
Tabel 1 Perbandingan Penelitian

No	Nama Peneliti dan Tahun	Judul	Algoritma		Aplikasi	
			Algoritma Apriori	Algoritma FP-Growth	Python	Web
1	(Ilham Fatimah et al., 2022))	Penerapan Data Mining Dengan Metode Apriori Pada Penjualan Sembako (Studi Kasus: Grosir Sembako Lina)	✓	-	-	✓
2	(Abidin et al., 2022)	Penerapan Algoritma Apriori Pada Penjualan Suku Cadang Roda Dua (Studi Kasus: Toko Prima Motor Sidomulyo)	✓	-	✓	-
3	(Anggrawan et al., 2021)	Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth	✓	✓	✓	-
4	Henry Sethia Alfianto (2023)	Implementasi Data Mining menggunakan Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori pada Analisis Penjualan Barang	✓	✓	✓	-

BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Metode Penelitian

Metode penelitian yang digunakan dalam menganalisis Pola Penjualan Barang dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth yaitu dengan menggunakan tahapan data mining atau *Knowledge Discovery in Database* (KDD).



Gambar 1 Tahapan dalam KDD

3.1.1 Data Selection

Menciptakan himpunan data target, pemilihan himpunan data, atau menfokuskan pada subset variable atau sampel data, dimana penemuan (discovery) akan dilakukan. Pemilihan (seleksi) data dari sekumpul dan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalian informasi dalam KDD dimulai. Data hasil seleksi yang digunakan untuk proses data mining, disimpan dalam suatu berkas, terpisah dari basis data operasional. Pada tahap ini transaksi hasil seleksi yang akan digunakan untuk proses data mining disimpan kedalam Microsoft Excel, terpisah dari basis data operasional.

3.1.2 Pre-processing atau Cleaning

Pembersihan data merupakan operasi dasar seperti penghapusan noise. Sebelum proses data mining dapat dilaksanakan perlu dilakukan proses cleaning pada datayang menjadi focus KDD. Proses cleaning mencakup antara lain membuang data duplikasi, data yang inkonsisten, data yang tidak diperlukan, dan memperbaiki kesalahan pada data seperti kesalahan cetak. Dilakukan proses enrichment, yaitu proses memperkaya data yang sudah ada dengan data atau informasi lain yang relevan dan diperlukan untuk KDD, seperti data atau informasi eksternal. Pada tahap ini transaksi hasil seleksi yang telah disimpan kedalam Microsoft Excel selanjutnya di lakukan proses pembersihan dengan cara menghilangkan tabel yang tidak di butuhkan.

3.1.3 Transformation

Mencari fitur-fitur yang berguna untuk mempresentasikan data tergantung kepada goal yang ingin dicapai. Transformasi data merupakan proses pada data yang telah dipilih, sehingga data tersebut sesuai untuk diproses data mining. Proses ini merupakan proses kreatif tergantung pada jenis atau pola informasi yang akan dicari dalam basis data.

3.1.4 Data Mining

Proses data mining yaitu proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Teknik, metode, atau algoritma dalam data mining sangat bervariasi. Pemilihan metode atau algoritma yang tepat sangat bergantung pada tujuan dan proses KDD secara keseluruhan.

3.1.5 Interpretation atau Evaluation

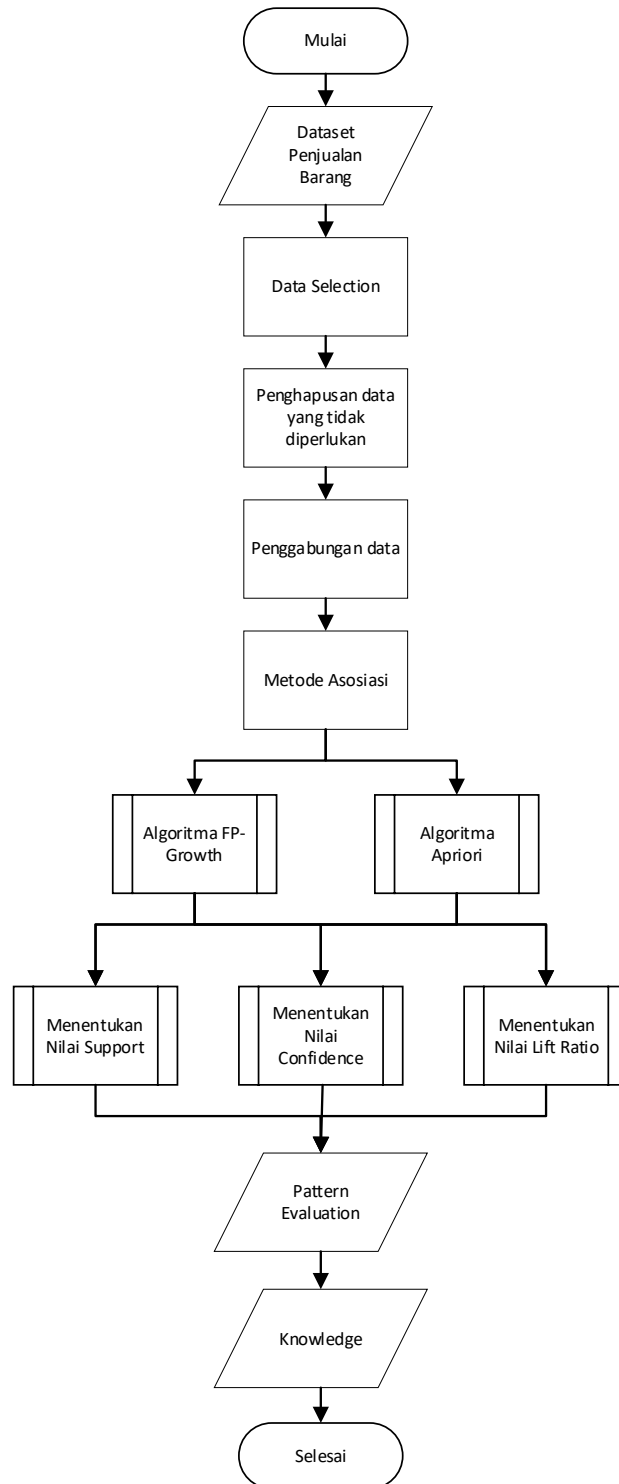
Penerjemahan pola-pola yang dihasilkan dari data mining. Pola informasi yang dihasilkan dari proses data mining perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Tahap ini merupakan bagian dari proses KDD yang mencakup pemeriksaan apakah pola atau informasi yang ditemukan bertentangan dengan hipotesa yang ada sebelumnya.

3.1.6 Presentasi Pengetahuan (Knowledge Presentation)

Presentasi pengetahuan merupakan visualisasi dan penyajian pengetahuan mengenai metode yang digunakan untuk memperoleh pengetahuan yang didapat pengguna. Tahap terakhir dari proses data mining adalah bagaimana memformulasikan keputusan atau aksi dari hasil analisis yang didapat.

3.2 Flowchart Sistem

Flowchart sistem adalah sebuah diagram dengan simbol tertentu yang menggambarkan urutan proses secara mendetail dan hubungan antara suatu proses dengan proses lainnya dalam suatu program.



Gambar 2 Flowchart Sistem

BAB IV PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI

4.1 Data Selection

Pemilihan data diperlukan sebelum dimulainya tahap penggalian informasi dalam KDD. Pada tahap ini transaksi hasil seleksi yang akan digunakan untuk proses data mining disimpan kedalam Microsoft Excel, terpisah dari basis data operasional. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data dari transaksi penjualan pada toko sembako. Data yang akan digunakan terdiri dari 65.534 baris data dan 9 kolom informasi seperti no faktur, tanggal jual, nama item dan quantity barang.

4.2 Pre-processing atau Cleaning

Pembersihan data merupakan operasi dasar seperti penghapusan noise. Proses cleaning mencakup antara lain membuang data duplikasi, data yang tidak inkonsisten, data yang tidak diperlukan dan memperbaiki kesalahan pada data seperti kesalahan cetak. Pada tahap ini transaksi hasil seleksi yang telah disimpan kedalam Microsoft Excel selanjutnya dilakukan proses pembersihan data yang tidak diperlukan. Tabel 2 adalah contoh item sebelum dilakukan proses cleaning.

Tabel 2 Data Transaksi Sebelum Dibersihkan

nofaktur	tgljual	nama	quantity besar	quantity sedang	quantity kecil	harga jual besar	harga jual sedang	harga jual kecil
106099	1/3/2022	ULTRA 125 COKLAT	1	0	0	96000	2750	0
106099	1/3/2022	LIFEBUOY SABUN BIRU 85 GR	0	12	0	345000	2600	0
106107	1/3/2022	BON CABE	0	2	0	192500	20000	10500
106107	1/3/2022	MOBIL	1	0	0	35000	35000	0
106109	1/3/2022	MINYAK SAYUR	20	0	0	18500	19000	0
106109	1/3/2022	BON	1	0	0	399000	0	0
...
...
113341	8/4/2022	PROMILD	1	0	0	226000	22700	24500
113341	8/4/2022	ULTRA 200 PUTIH	1	0	0	96000	4500	0
113342	8/4/2022	WHITE COFFEE	0	1	0	216000	12000	0
113342	8/4/2022	LIONG +GULA	0	1	0	464000	24000	0

Data pada tabel 3 dibawah adalah data hasil cleaning dari tabel 2 diatas untuk membuang data yang tidak diperlukan.

Tabel 3 Data Transaksi Setelah Dibersihkan

nofaktur	tgljual	nama	quantity besar	quantity sedang	quantity kecil
106099	1/3/2022	Susu Ultra	1	0	0
106099	1/3/2022	Lifebuoy Sabun	0	12	0
106107	1/3/2022	BON CABE	0	2	0
106109	1/3/2022	MINYAK SAYUR	20	0	0
...
...
113341	8/4/2022	PROMILD	1	0	0
113341	8/4/2022	ULTRA 200 PUTIH	1	0	0
113342	8/4/2022	WHITE COFFEE	0	1	0
113342	8/4/2022	LIONG +GULA	0	1	0

Setelah dilakukan proses cleaning, maka didapatkan 64774 baris data yang akan digunakan untuk ke tahap selanjutnya.

4.3 Transformation

Transformasi data merupakan proses pada data yang telah dipilih, sehingga datatersebut sesuai untuk di proses data mining. Proses ini merupakan proses kreatif tergantung pada jenis atau pola informasi yang akan dicari dalam basis data. Pada tahap ini 20 sampel data nama barang akan dilakukan penggabungan data transaksi dan juga dilakukan penggantian nama barang berdasarkan quantity agar mempermudah dalam proses melakukan data mining.

Tabel 4 Data Transaksi Sebelum Digabungkan

No Faktur	Items
106099	Bawang Putih
106099	Kerupuk Tenggiri BAWANG
...	...
106099	Rokok Djarum Coklat
106099	NESLITE MENTHOL
106156	Chiki Lays Lite 2000
106156	Mie Kremes Sorr
...	...
106156	Chiki Jaguar
106156	Kerupuk Tenggiri
...	...
...	...
106449	Yasmin Air Mineral
106493	Minyak Sayur
106493	Terigu Lm
...	...

106493	Pepsodent Ekonomi
106493	Sasa 1 Ons
106518	Air Yasmin Gelas
106518	Aqua
...	...
106518	White Coffee
106518	Abc Kopi

Tabel 5 Data Transaksi Yang Telah Digabungkan

No Faktur	Items
106099	Bawang Putih, Kerupuk Tenggiri Bawang, Minyak Sayur, Ultraflu, Bumbu Racik, Kresek Amp Tg, Molto Detergen, Mie Sarimi, Indomie, Susu Ultra, Lifebuoy Sabun, Citra Sabun, Beng-beng Snack, Nabati Ahh 500, Slay Olay Blueberry, Oreo Biskuit 2000, Liong Super, Liong 1/4, Abc Kopi, Smp Mild Isi 16, Evo, Rokok Gg Filter, Rokok Gg Merah, Magnum Hitam, Topas, Envio Kretek, Smp Kretek Isi 10 Bks, Rokok Samsoe, Rokok Djarum Coklat, Neslite Menthol, Surya 16
106156	Chiki Lays Lite 2000, Mie Kremes Sorr, Chocopie, Minyak Sayur, Sukro Garuda 1000, Sukro Garuda 2000, Nabati Wafer 2000 Campur, Chiki French Fries 2000, Vegeta Herbal, Pepsodent Ekonomi, Sarden Gaga, Abc Sarden, Kwaci, Wafer Superstar 1000, Tricks Kentang, Chuba Balado, Nextar 2000, Roma Arden, Choki Choki 1000, Nabati Sip 500 Coklat, Rinso Detergen, Yupi Box 500, Top Coffee, Chiki Jaguar, Kerupuk Tenggiri, Tolak Angin Cair
106194	Envio Kretek, Rokok Samsoe, Rokok Gg Filter, Mie Sedaap, Mamy Poko, Pop Mie, Autan Sak, Liong +gula, Sambal Terasi Abc, Milo Sach, Royco Ayam 500, Royco Sapi 500, Sasa 1 Ons, Tissue Tessa 2000, Golda Coffee, Coffee Mix, Salonpas, Indomie
106234	Air Yasmin Gelas, Aqua, Le Mineral, Teh Pucuk, Teh Gelas Original, Panther Kuning, Kopikap, Ale-ale, Good Day, Pocari Sweet Btl B, Pocari Sweet Btl K
106276	Minyak Sayur, Terigu Segi Tiga 25 Kg, Terigu Payung

Tabel 6 Data Transaksi Sebelum Dilakukan Penggabungan Quantity

nofaktur	tgljual	nama	quantity besar	quantity sedang	qquantity kecil
106099	1/3/2022	Susu Ultra	1	0	0
106099	1/3/2022	Lifebuoy Sabun	0	12	0
106107	1/3/2022	BON CABE	0	2	0
106109	1/3/2022	MINYAK SAYUR	20	0	0
...
...
113341	8/4/2022	PROMILD	1	0	0
113341	8/4/2022	ULTRA 200 PUTIH	1	0	0
113342	8/4/2022	WHITE COFFEE	0	1	0
113342	8/4/2022	LIONG +GULA	0	1	0

Tabel 7 Data Transaksi Setelah Dilakukan Penggabungan Quantity

nofaktur	tgljual	nama
106099	1/3/2022	Susu Ultra Quantity Besar
106099	1/3/2022	Lifebuoy Sabun Quantity Sedang
106107	1/3/2022	BON CABE Quantity Sedang
106109	1/3/2022	MINYAK SAYUR Quantity Besar
...
...
113341	8/4/2022	PROMILD Quantity Besar
113341	8/4/2022	ULTRA 200 PUTIH Quantity Besar
113342	8/4/2022	WHITE COFFEE Quantity Sedang
113342	8/4/2022	LIONG +GULA Quantity Sedang

4.4 Data Mining

Proses data mining yaitu proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Teknik, metode, atau algoritma dalam data mining sangat bervariasi. Pemilihan metode atau algoritma yang tepat sangat bergantung pada tujuan dan proses KDD secara keseluruhan.

4.4.1 Membuat Tabel Transaksi

Tabel transaksi berisi kumpulan data yang telah ditransformasi menjadi bentuk yang sesuai untuk dilakukan mining. Pada tabel transaksi ini akan di ambil sampel data sebanyak 20 transaksi, tabel transaksi ini terdiri dari No Faktur dan Items.

Tabel 8 Data Transaksi

No Faktur	Items
106099	Bawang Putih, Kerupuk Tenggiri Bawang, Minyak Sayur, Ultraflu, Bumbu Racik, Kresek Amp Tg, Molto Detergen, Mie Sarimi, Indomie, Susu Ultra, Lifebuoy Sabun, Citra Sabun, Beng-beng Snack, Nabati Ahh 500, Slay Olay Blueberry, Oreo Biskuit 2000, Liong Super, Liong 1/4, Abc Kopi, Smp Mild Isi 16, Evo, Rokok Gg Filter, Rokok Gg Merah, Magnum Hitam, Topas, Envio Kretek, Smp Kretek Isi 10 Bks, Rokok Samsoe, Rokok Djarum Coklat, Neslite Menthol, Surya 16
106156	Chiki Lays Lite 2000, Mie Kremes Sorr, Chocopie, Minyak Sayur, Sukro Garuda 1000, Sukro Garuda 2000, Nabati Wafer 2000 Campur, Chiki French Fries 2000, Vegeta Herbal, Pepsodent Ekonomi, Sarden Gaga, Abc Sarden, Kwaci, Wafer Superstar 1000, Tricks Kentang, Chuba Balado, Nextar 2000, Roma Arden, Choki Choki 1000, Nabati Sip 500 Coklat, Rinso Detergen, Yupi Box 500, Top Coffee, Chiki Jaguar, Kerupuk Tenggiri, Tolak Angin Cair
106194	Envio Kretek, Rokok Samsoe, Rokok Gg Filter, Mie Sedaap, Mamy Poko, Pop Mie, Autan Sak, Liong +gula, Sambal Terasi Abc, Milo Sach, Royco Ayam 500, Royco Sapi 500, Sasa 1 Ons, Tissue Tessa 2000, Golda Coffee, Coffee Mix, Salonpas, Indomie
106234	Air Yasmin Gelas, Aqua, Le Mineral, Teh Pucuk, Teh Gelas Original, Panther Kuning, Kopikap, Ale-ale, Good Day, Pocari Sweet Btl B, Pocari Sweet Btl K
106276	Minyak Sayur, Terigu Segi Tiga 25 Kg, Terigu Payung

4.4.2 Menghitung Frekuensi Kemunculan Item

Tentukan minimal 4 frekuensi kemunculan dalam 1 jenis item. Pada tabel berikut, merupakan tabel frekuensi sebelum dilakukannya seleksi minimal 4 frekuensi.

Tabel 9 Frekuensi Kemunculan Item

Total Transaksi	Itemset
1	Bawang Putih, Kerupuk Tenggiri Bawang, Ultraflu, Kresek Amp Tg, Susu Ultra, Lifebuoy Sabun, Citra Sabun, Liong Super, Liong 1/4, Topas, Neslite Menthol, Surya 16, Sukro Garuda 1000, Sukro Garuda 2000, Vegeta Herbal, Sarden Gaga, Abc Sarden, Kwaci, Wafer Superstar 1000, Tricks Kentang, Chuba Balado, Roma Arden, Nabati Sip 500 Coklat, Yupi Box 500, Tolak Angin Cair, Pop Mie, Autan Sak, Sambal Terasi Abc, Tissue Tessa 2000, Golda Coffee, Salonpas, Pocari Sweet Btl B, Terigu Segi Tiga 25 Kg, Terigu Payung, Magnum Biru 16 Batang, Larutan Jambu, Amplop Putih, Kacang Dadap Lokal, Chocolatos Drink Coklat, Gilus Gula Aren, Saori Sak, Choki-choki Stix, Mentos, Rejoice Shampoo Rich, Yasmin Air Mineral, Bihun, Max Tea Isi 3 Kecil, Floridina, Mizone, Torabika Susu, Korek Gas Tokai, Giv, Shampoo Dove, Shampoo Lifebuoy, Promag, Paramex, Mixagrip Flu Batuk, Neozep, Shinzui, Clear Shampo Biru Sak, Charm Pembalut, Kertas Nasi, Sun Kara Kecil 65 ML, Teh Sariwangi Sak, Minyak Goreng Sania, Piala Gula, Kacang Tanah India, Gula Merah Batok, Sambal Abc Stick, Mie Gelas, Chiki Krisbee 1000, Nabati Roll 500, Roma Sari Gandum 2000, Oke Bond
2	Bumbu Racik, Molto Detergen, Mie Sarimi, Nabati Ahh 500, Smp Mild Isi 16, Magnum Hitam, Smp Kretek Isi 10 Bks, Chiki Lays Lite 2000, Mie Kremes Sorr,

	Chocopie, Nabati Wafer 2000 Campur, Chiki French Fries 2000, Pepsodent Ekonomi, Nextar 2000, Choki Choki 1000, Top Coffee, Chiki Jaguar, Milo Sach, Royco Sapi 500, Air Yasmin Gelas, Le Mineral, Teh Pucuk, Teh Gelas Original, Panther Kuning, Kopikap, Ale-ale, Pocari Sweet Btl K, Sasa 1000, Ladaku 1000, Chiki Chitato, Terigu Lm, Sagu Spm, Sasa 1/4, Sosis So Nice Sapi, Daia Detergen, Kresek Amp K, Telur, Downy Detergen, Energen
3	Slay Olay Blueberry, Oreo Biskuit 2000, Abc Kopi, Rinso Detergen, Liong +gula, Sasa 1 Ons, Rokok Djarum Super, Susu Bendera, Soklin, Soklin Detergen, Sambal Abc Renceng 1000, Masako Sapi 500 Isi 60 Lsn, White Coffee, Nikmat Gula, Kecap Bango
4	Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat, Kerupuk Tenggiri, Mie Sedaap, Royco Ayam 500, Kopi Kapal Api, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon, Gula Pasir Gulaku, Beng-beng Snack
5	Rokok Gg Filter, Mamy Poko, Coffee Mix, Good Day
6	Indomie, Evo, Envio Kretek, Aqua
7	Rokok Samsoe
10	Minyak Sayur

Setelah dilakukan data seleksi dengan minimal 4 frekuensi kemunculan pada setiap item, kemudian dibuatlah frequent list. Frequent list diurutkan berdasarkan frekuensi paling tinggi ke frekuensi paling rendah. Berikut hasil data seleksi yang telah dilakukan dapat dilihat pada tabel.

Tabel 10 Frequent List

Total Transaksi	Itemset
10	Minyak Sayur
7	Rokok Samsoe
6	Indomie, Evo, Envio Kretek, Aqua
5	Rokok Gg Filter, Mamy Poko, Coffee Mix, Good Day
4	Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat, Kerupuk Tenggiri, Mie Sedaap, Royco Ayam 500, Kopi Kapal Api, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon, Gula Pasir Gulaku, Beng-beng Snack

4.4.3 Dataset Berdasarkan Frequent List

Dataset berdasarkan Frequent List dari kemunculan item dilihat pada tabel 10. Urutkan data dari yang terbesar pada setiap item transaksi seperti dapat dilihat pada tabel 11 dibawah

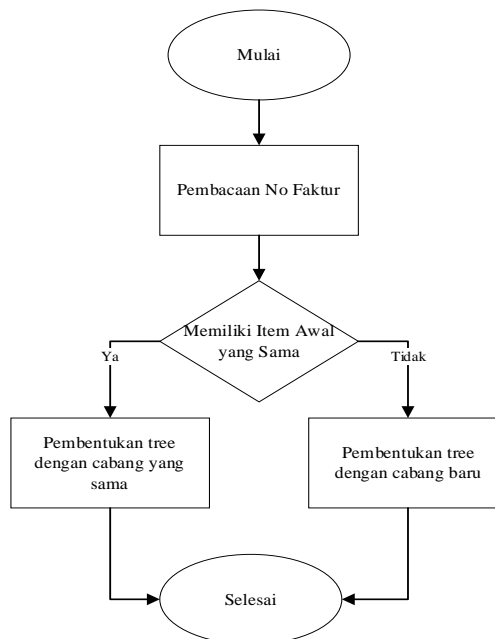
Tabel 11 Dataset Berdasarkan Frequent List

No Faktur	Items
106099	Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Indomie, Evo, Envio Kretek, Rokok Gg Filter, Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat, Beng-beng Snack
106156	Minyak Sayur, Kerupuk Tenggiri
106194	Rokok Samsoe, Indomie, Envio Kretek, Rokok Gg Filter, Mamy Poko, Coffee Mix, Mie Sedaap, Royco Ayam 500
106234	Aqua, Good Day
106276	Minyak Sayur
106322	Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Good Day, Mamy Poko, Mie Sedaap, Rokok Gg Merah, Kopi Kapal Api, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon
106362	Kerupuk Tenggiri, Gula Pasir Gulaku
106413	Beng-Beng Snack
106449	-
106493	Minyak Sayur, Aqua, Kerupuk Tenggiri, Gula Pasir Gulaku
106518	Aqua, Coffee Mix, Good Day, Kopi Kapal Api

106551	Indomie
106585	Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Coffee Mix, Good Day, Mamy Poko, Rokok Djarum Coklat, Kopi Kapal Api, Sunlight Rp 2000
106647	Aqua
106686	Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Envio Kretek, Evo, Rokok Gg Filter, Mie Sedaap, Royco Ayam 500
106730	Minyak Sayur
106757	Minyak Sayur, Indomie, Mama Lemon
106789	Rokok Samsoe, Evo, Rokok Gg Filter, Coffee Mix, Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon, Gula Pasir Gulaku, Royco Ayam 500
106802	Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Rokok Gg Filter, Coffee Mix, Good Day, Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat, Kopi Kapal Api, Gula Pasir Gulaku, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon, Beng-beng snack, Royco Ayam 500
106841	Minyak Sayur, Kerupuk Tenggiri, Beng-beng Snack

4.4.4 Pembentukan FP-Tree

Pembentukan FP-Tree dibentuk dengan cara memetakan setiap transaksi data kedalam sebuah lintasan tertentu dalam FP-Tree. Karena didalam setiap transaksi yang dipetakan mungkin terdapat transaksi yang memiliki item yang sama, maka lintasan memungkinkan untuk saling menimpa. Semakin banyak transaksi data yang memiliki item yang sama maka proses penempatan dengan struktur FP-Tree akan semakin efektif. Dibawah ini merupakan Flowchart dari FP-Tree.

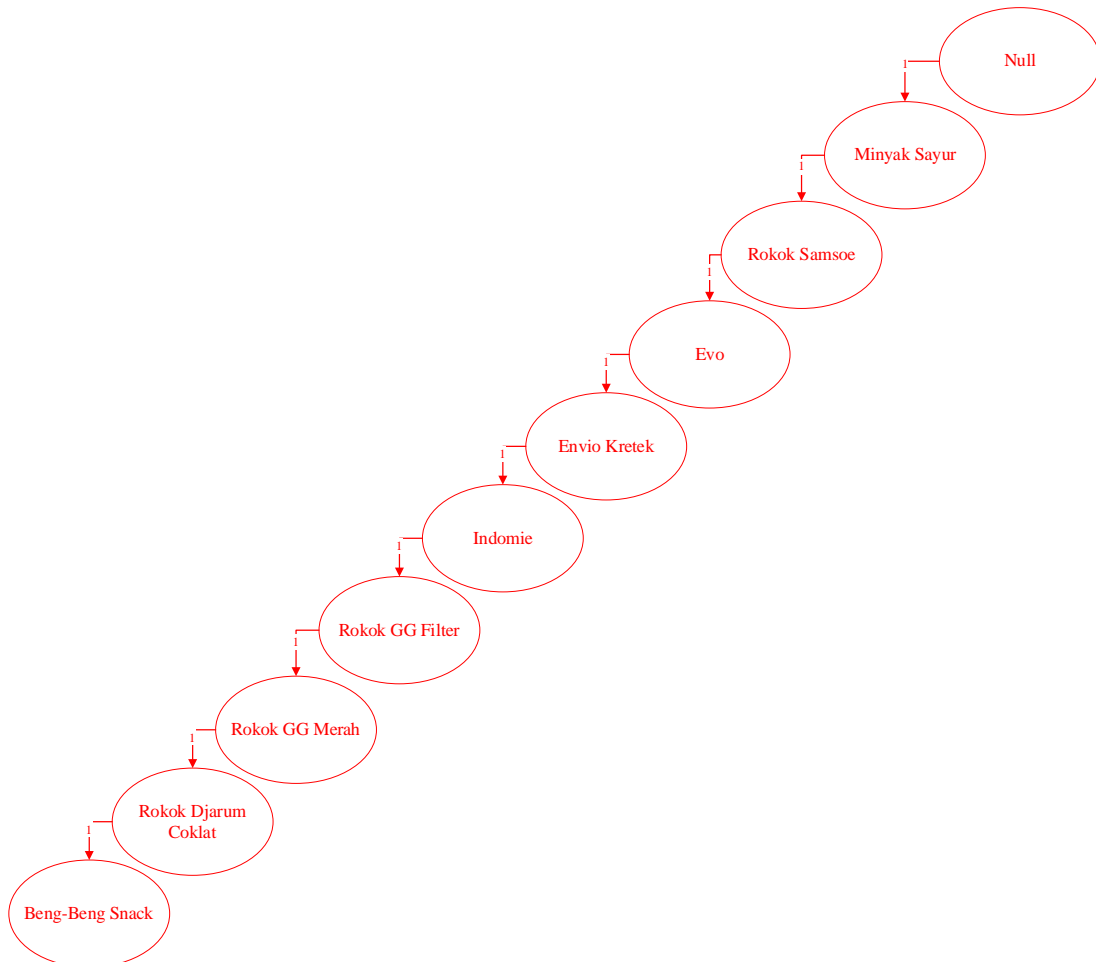


Gambar 3 Flowchart FP-Tree

Proses pembacaan No Faktur adalah proses awal dari pembuatan FpTree. FP-Tree dibuat dengan memetakan setiap data transaksi kedalam setiap lintasan tertentu dalam FP-Tree dengan cara membaca satu persatu dimulai dari transaksi pertama hingga transaksi yang terakhir. Pada 20 data sampel ini No Faktur pertama dimulai dari No Faktur 106099 maka pembacaan No Faktur yang pertama dimulai dari No Faktur 106099 hingga No Faktur yang terakhir yaitu No Faktur 106841 hingga semua lintasan tree terbentuk. Proses pembacaan No Faktur secara lengkap dari transaksi pertama hingga transaksi yang terakhir dapat dilihat pada Lampiran 1.

Pembacaan No Faktur 106099

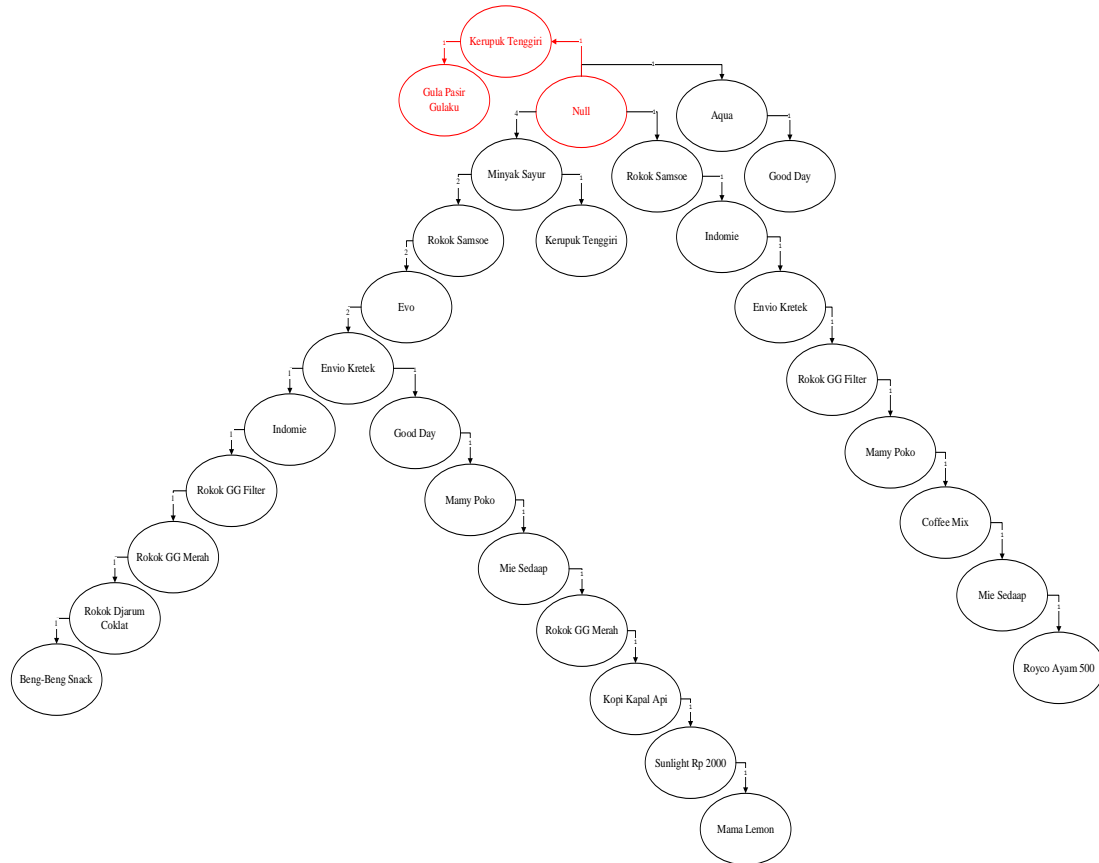
Pada No Faktur 106099 terdapat nama barang atau transaksi yaitu, {Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Indomie, Rokok Gg Filter, Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat, Beng-beng Snack} yang kemudian membentuk lintasan berwarna merah, Null → Minyak Sayur → Rokok Samsoe → Evo → Envio Kretek → Indomie → Rokok GG Filter → Rokok GG Merah → Rokok Djarum Coklat → Beng-Beng Snack dengan support count awal bernilai 1. Hasil pembacaan No Faktur 106099 dapat dilihat pada gambar dibawah.



Gambar 4 Hasil Pembentukan FP-Tree Setelah Pembacaan No Faktur 106099

Pembacaan No Faktur 106362

Pada No Faktur 106105 terdapat nama barang atau transaksi yaitu, { Kerupuk Tenggiri, Gula Pasir Gulaku } yang kemudian membentuk lintasan berwarna merah, Null → Kerupuk Tenggiri → Gula Pasir. Hasil pembacaan No Faktur 106105 dapat dilihat pada gambar dibawah.



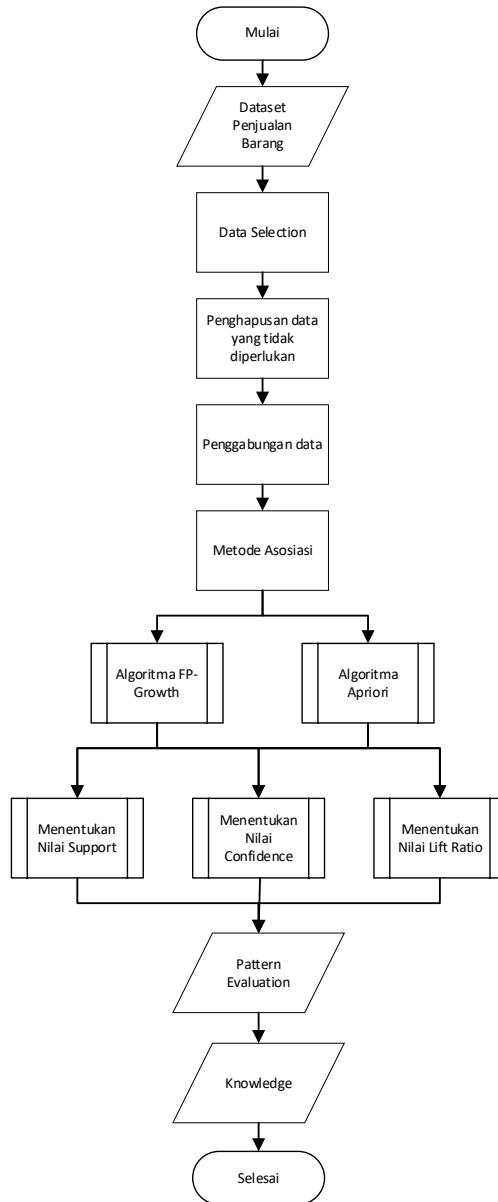
Gambar 5 Hasil Pembentukan FP-Tree Setelah Pembacaan No Faktur 106362

4.4.5 Algoritma FP-Growth

Setelah dilakukan tahap preprocessing data dan data transformation serta membuat FP-Tree maka selanjutnya masuk ketahap Asosiasi dengan menggunakan Algoritma FP-Growth. Dibawah ini merupakan tahapan perancangan dan implementasi Algoritma FP-Growth:

1. Import library yang akan digunakan, seperti Pandas, Numpy dan Sklearn untuk menjalankan algoritma FP-Growth
2. Load Data Transaksi yang akan di analisis
3. Melakukan tahap preprocessing data
4. Melakukan transformasi data
5. Menentukan nilai support, nilai confidence dan nilai lift ratio
6. Menerapkan metode Algoritma FP-Growth
7. Visualisasi hasil Algoritma FP-Growth

Dibawah ini merupakan Flowchart dari Algoritma FP-Growth.



Gambar 6 Flowchart Algoritma FP-Growth

4.4.5.1 Pembangkitan Conditional Pattern Base

Pembangkitan conditional pattern base dimulai dengan cara mencari lintasan tree yang berakhir item Beng-beng snack, kemudian tulis item apa saja yang berakhir item Beng-beng snack, lalu tuliskan berapa kali item Beng-beng snack melewati lintasan tersebut dan seterusnya. Proses pembangkitan conditional pattern base dapat dilihat pada dibawah.

Tabel 12 Conditional Pattern Base

Item	Conditional Pattern Base
Beng-beng Snack	{Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Indomie, Evo, Envio Kretek, Rokok GG Filter, Rokok GG Merah, Rokok Djarum Coklat: 1}, {Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Rokok Gg Filter, Coffee Mix, Good Day, Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat, Kopi Kapal Api, Gula Pasir Gulaku, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon}, {Minyak Sayur, Kerupuk Tenggiri: 1}
Kerupuk Tenggiri	{Minyak Sayur: 2}, {Minyak Sayur, Aqua: 1}

Royco Ayam 500	{Rokok Samsoe, Indomie, Envio Kretek, Rokok GG Filter, Mamy Poko, Coffee Mix, Mie Sedaap: 1}, {Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Envio Kretek, Evo, Rokok GG Filter, Mie Sedaap: 1}, {Rokok Samsoe, Evo, Rokok Gg Filter, Coffee Mix, Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon, Gula Pasir Gulaku:1}
Good Day	{Aqua: 1}, {Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek: 1}, {Aqua, Coffee Mix: 1}, {Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Coffee Mix: 1}, {Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Rokok Gg Filter, Coffee Mix: 1}
Mama Lemon	{Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Good Day, Mamy Poko, Mie Sedaap, Rokok GG Merah, Kopi Kapal Api, Sunlight Rp 2000: 1}, {Minyak Sayur, Indomie: 1}, {Rokok Samsoe, Evo, Rokok Gg Filter, Coffee Mix, Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat, Sunlight Rp 2000: 1}, {Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Rokok Gg Filter, Coffee Mix, Good Day, Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat, Kopi Kapal Api, Gula Pasir Gulaku, Sunlight Rp 2000:1}
Gula Pasir Gulaku	{Kerupuk Tenggiri: 1}, {Minyak Sayur, Aqua, Kerupuk Tenggiri:1}, {Rokok Samsoe, Evo, Rokok Gg Filter, Coffee Mix, Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon: 1}, {Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Rokok Gg Filter, Coffee Mix, Good Day, Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat, Kopi Kapal Api: 1}
Kopi Kapal Api	{Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Good Day, Mamy Poko, Mie Sedaap, Rokok Gg Merah: 1}, {Aqua, Coffee Mix, Good Day: 1}, {Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Coffee Mix, Good Day, Mamy Poko, Rokok Djarum Coklat: 1}, {Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Rokok Gg Filter, Coffee Mix, Good Day, Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat: 1}
Sunlight Rp 2000	{Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Good Day, Mamy Poko, Mie Sedaap, Rokok Gg Merah, Kopi Kapal Api: 1}, {Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Coffee Mix, Good Day, Mamy Poko, Rokok Djarum Coklat, Kopi Kapal Api: 1}, Rokok Samsoe, Evo, Rokok Gg Filter, Coffee Mix, Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat}, {Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Rokok Gg Filter, Coffee Mix, Good Day, Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat, Kopi Kapal Api, Gula Pasir Gulaku}

4.4.5.2 Pembangkitan Conditional FP-Tree

Pada tahap ini hasil yang didapatkan dari tabel 13 akan kembali diseleksi yaitu minimal memiliki 3 transaksi. Dengan menjumlahkan seluruh transaksi dari setiap item yang didapat pada tabel 12 maka akan diketahui berapa banyak transaksi yang terjadi di setiap item, sehingga untuk item yang kurang dari minimal transaksi yang telah ditentukan akan dihilangkan. Maka hasil akhir seperti dilihat pada tabel di bawah.

Tabel 13 Conditional FP-Tree

Item	Conditional Pattern Base
Beng-beng Snack	-
Kerupuk Tenggiri	(Minyak Sayur: 3)
Royco Ayam 500	(Rokok Samsoe: 3, Rokok GG Filter: 3)
Good Day	(Rokok Samsoe: 3, Evo: 3, Envio Kretek: 3, Coffee Mix: 3,
Mama Lemon	(Minyak Sayur: 3, Rokok Samsoe: 3, Evo: 3, Rokok GG Merah: 3, Sunlight Rp 2000: 3,
Gula Pasir Gulaku	-
Kopi Kapal Api	(Rokok Samsoe: 3, Evo: 3, Envio Kretek: 3, Good Day: 4, Coffee Mix: 3)
Sunlight Rp 2000	(Rokok Samsoe: 4, Envio Kretek: 3, Good Day: 3, Rokok GG Merah: 3, Kopi Kapal Api: 3, Rokok Djarum Coklat: 3, Coffee Mix: 3)

4.4.5.3 Pembangkitan Frequent Item

Berdasarkan 4 frequent itemset yang telah terbentuk pada tabel dibawah, semua akan dihitung dalam proses selanjutnya karena memenuhi syarat frequent itemset dalam menghasilkan association rule yaitu minimal memiliki 2 item dimana jika membeli A maka akan membeli B.

Tabel 14 Frequent Itemset

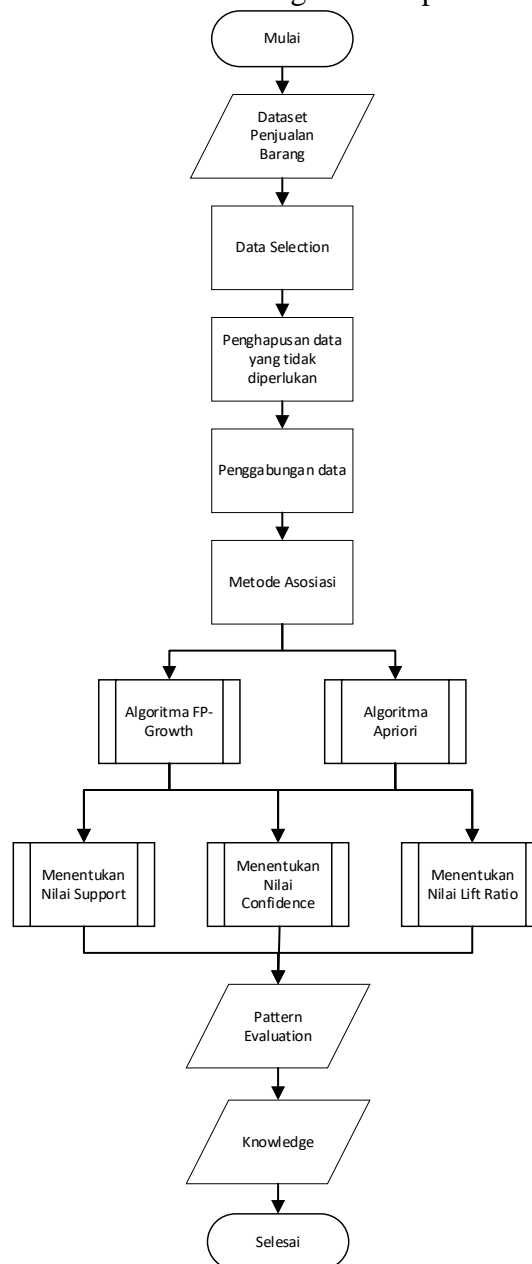
Item	Conditional Pattern Base
Beng-beng Snack	-
Kerupuk Tenggiri	{Minyak Sayur, Kerupuk Tenggiri: 3}
Royco Ayam 500	{Rokok Samsoe, Royco Ayam 500: 3}, {Rokok GG Filter, Royco Ayam: 3}
Good Day	{Rokok Samsoe, Good Day: 3}, {Evo, Good Day: 3}, {Envio Kretek, Good Day: 3}, {Coffee Mix, Good Day: 3}
Mama Lemon	{Minyak Sayur, Mama Lemon: 3}, {Rokok Samsoe, Mama Lemon: 3}, {Evo, Mama Lemon: 3}, {Rokok GG Merah, Mama Lemon: 3}, {Sunlight Rp 2000, Mama Lemon: 3}
Gula Pasir Gulaku	-
Kopi Kapal Api	{Rokok Samsoe, Kopi Kapal Api: 3}, {Evo, Kopi Kapal Api: 3}, {Good Day, Kopi Kapal Api: 4}, {Coffee Mix, Kopi Kapal Api: 3}
Sunlight Rp 2000	{Rokok Samsoe, Sunlight Rp 2000: 4}, {Envio Kretek, Sunlight RP 2000: 3}, {Good Day, Sunlight RP 2000: 3}, {Rokok GG Merah, Sunlight RP 2000: 3}, {Kopi Kapal Api, Sunlight RP 2000: 3}, {Rokok Djarum Coklat, Sunlight RP 2000: 3}, {Coffee Mix, Sunlight RP 2000: 3}

4.4.6 Algoritma Apriori

Setelah dilakukan tahap preprocessing data dan data transformation selanjutnya masuk ketahap Asosiasi dengan menggunakan Algoritma Apriori. Dibawah ini merupakan tahapan perancangan dan implementasi Algoritma Apriori:

1. Import library yang akan digunakan, seperti Pandas, Numpy dan Sklearn untuk menjalankan algoritma Algoritma Apriori
2. Load Data Transaksi yang akan di analisis
3. Melakukan tahap preprocessing data
4. Melakukan transformasi data
5. Menentukan nilai support, nilai confidence dan nilai lift ratio
6. Menerapkan metode Algoritma Apriori
7. Visualisasi hasil Algoritma Apriori

Dibawah ini merupakan Flowchart dari Algoritma Apriori.



Gambar 7 Flowchart Algoritma Apriori

4.5 Evaluation

Setelah melakukan proses asosiasi menggunakan metode Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori selanjutnya masuk ke tahap evaluation. Pada tahap ini setelah mendapatkan hasil dari nilai support, nilai confidence dan nilai lift ratio selanjutnya akan

4.6 Knowledge

Transformasi data merupakan proses pada data yang telah dipilih, sehingga data tersebut sesuai untuk di proses data mining. Proses ini merupakan proses kreatif tergantung pada jenis atau pola informasi yang akan dicari dalam basis data. Pada tahap ini 20 sampel data nama barang akan dilakukan penggabungan data transaksi agar mempermudah dalam proses melakukan data mining.

BAB V

HASIL DAN PEMBAHASAN

5.1 Hasil

Pada hasil dari penelitian yang telah dilakukan terkait dengan perbandingan metode Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori dalam melakukan asosiasi pada data penjualan barang. Pada bab ini akan dijelaskan mengenai hasil dari Implementasi Association Rule dengan menggunakan Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori. Hasil dan pembahasan dari kedua metode diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai keefektifan serta keefisienan dari masing-masing metode tersebut.

5.2 Pembahasan

Sistem analisis pola pembelian barang ini bertujuan untuk membantu manajemen dari pemilik toko dalam pengoptimalan stock barang agar meminimalisir penyetokan barang yang jarang terjual dan menggantinya dengan penyetokan barang yang sering terjual untuk meningkatkan penjualan pada toko. Pada penelitian ini dilakukan analisis dengan menggunakan 65534 transaksi mulai dari bulan Januari 2020 sampai dengan Agustus 2020 dimana terdiri dari 9 kolom informasi atribut dimana nantinya yang akan digunakan dalam penelitian ini akan digunakan 6 kolom informasi atribut.

5.2.1 Perhitungan

Tahap perhitungan merupakan tahap analisis data dimana kita menentukan aturan asosiasi dengan cara menentukan nilai support dan confidence pada setiap itemset dengan rumus yang sudah ada. Adapun analisis dilakukan dengan minimum support (minsup) yaitu 5% serta nilai minimum confidence yaitu 35%. Itemset yang memenuhi kriteria yaitu dengan minimum support 5% dan minimum confidence 35% akan masuk ke dalam frequent itemset. Adapun perhitungan dari minimum support dan minimum confidence dapat dilihat pada Lampiran 2.

5.2.2 Hasil Metode Algoritma FP-Growth

Setelah dilakukannya pencarian Frequent Pattern Tree pada algoritma FP-Growth, selanjutnya dicari nilai minimum support dan minimum confidence untuk menentukan association rule yang terbentuk dari transaksi penjualan barang. Dibawah ini merupakan hasil dari minimum support dan minimum confidence. Terdapat 2 hasil nilai minimum support dan minimum confidence, yaitu minimum support dan minimum confidence berdasarkan item yang terjual dan minimum support dan minimum confidence berdasarkan quantity barang.

Tabel 15 Nilai Minimum Support Algoritma FP-Growth Berdasarkan Item yang Terjual

support	itemsets
0.261290	(Minyak Sayur)
0.166137	(Indomie)
0.157713	(Rokok GG Filter)
0.143488	(ENVIO KRETEK)
0.132855	(MAGNUM HITAM)
...	...
0.053584	(Soklin Detergen)
0.053169	(Indomie, Minyak Sayur)
0.052065	(Beng-Beng Snack)
0.051788	(TOLAK ANGIN CAIR)
0.050684	(Rokok GG Filter, Indomie)

Tabel 16 Nilai Minimum Confidence Algoritma Fp-Growth Berdasarkan Item yang Terjual

confidence	itemsets
0.48574	(SMP MILD ISI 16)
0.55489	(EVO)
0.54752	(Rokok Samsoe)
0.532	(Rokok Djarum Super)
0.53076	(EVO)
0.47516	(Rokok Samsoe)
0.47009	(Rokok Djarum Super)
0.54041	(EVO)
0.5227	(SMP MILD ISI 16)
0.53456	(Rokok Samsoe)

Tabel 17 Nilai Minimum Support Algoritma FP-Growth Berdasarkan Quantity

support	itemsets
0.260047	(Minyak Sayur Quantity Besar)
0.133407	(Indomie Quantity Besar)
0.117249	(LIONG +GULA Quantity Sedang)
0.114763	(Rokok GG Filter Quantity Sedang)
0.114625	(ENVIO KRETEK Quantity Besar)
...	...
0.007596	(Aqua Quantity Besar, Beras Quantity Besar, Gula...
0.007596	(ENVIO KRETEK Quantity Besar, Bihun Quantity Bes...
0.007596	(Kopi Torabika Quantity Sedang, SMP MILD ISI 16...
0.007596	(Kopi Torabika Quantity Sedang, MAGNUM HITAM Qu...
0.007596	(Indomie Quantity Besar, Minyak Sayur Quantity B...

Tabel 18 Nilai Minimum Confidence Algoritma Fp-Growth Berdasarkan Quantity

confidence	itemsets
0.00801	(KISS PERMEN Quantity Sedang)
0.00801	(KOPIKO ITEM PERMEN Quantity Sedang)
0.007734	(SMP KRETEK ISI 10 BKS Quantity Besar, MAGNUM H...
0.007734	(Rokok Djarum Super Quantity Besar, SMP MILD IS...
0.007872	(ENVIO KRETEK Quantity Besar, Rokok Djarum Supe...
0.007872	(Rokok GG Filter Quantity Besar, MAGNUM HITAM Q...
0.007872	(ENVIO KRETEK Quantity Besar, Rokok GG Filter Q...
0.007872	(Rokok Djarum Super Quantity Besar, SMP MILD IS...
0.007734	(Rokok Samsoe Quantity Besar, MAGNUM HITAM Qual...
0.008148	(Rokok GG Filter Quantity Besar, MAGNUM HITAM Q...

5.2.3 Hasil Metode Algoritma Apriori

Pada Algoritma Apriori, setelah mencari nilai support count selanjutnya dilanjutkan dengan mencari nilai minimum support dan nilai minimum confidence untuk menentukan association rule yang terbentuk dari transaksi penjualan barang. Dibawah ini merupakan hasil dari nilai minimum support dan nilai minimum confidence. Terdapat 2 hasil nilai minimum support dan minimum confidence, yaitu minimum support dan minimum confidence berdasarkan item yang terjual dan minimum support dan minimum confidence berdasarkan quantity barang.

Tabel 19 Nilai Minimum Support Algoritma Apriori Berdasarkan Item yang Terjual

support	itemsets
0.261290	(Minyak Sayur)
0.166137	(Indomie)
0.157713	(Rokok GG Filter)
0.143488	(ENVIO KRETEK)
0.132855	(MAGNUM HITAM)
...	...
0.053584	(Soklin Detergen)
0.053169	(Indomie, Minyak Sayur)
0.052065	(Beng-Beng Snack)
0.051788	(TOLAK ANGIN CAIR)
0.050684	(Rokok GG Filter, Indomie)

Tabel 20 Nilai Minimum Confidence Algoritma Apriori Berdasarkan Item yang Terjual

confidence	itemsets
0.48574	(SMP MILD ISI 16)
0.55489	(EVO)
0.54752	(Rokok Samsoe)
0.532	(Rokok Djarum Super)
0.53076	(EVO)
0.47516	(Rokok Samsoe)
0.47009	(Rokok Djarum Super)
0.54041	(EVO)
0.5227	(SMP MILD ISI 16)
0.53456	(Rokok Samsoe)

Tabel 21 Nilai Minimum Support Algoritma Apriori Berdasarkan Quantity

support	itemsets
0.260047	(Minyak Sayur Quantity Besar)
0.133407	(Indomie Quantity Besar)
0.117249	(LIONG +GULA Quantity Sedang)
0.114763	(Rokok GG Filter Quantity Sedang)
0.114625	(ENVIO KRETEK Quantity Besar)
0.113796	(Beras Quantity Besar)
0.103715	(Gula Pasir Quantity Besar)
0.088109	(Aqua Quantity Besar)
0.084519	(Bihun Quantity Besar)
0.081757	(Rokok Djarum Super Quantity Sedang)
0.078995	(Rokok Samsoe Quantity Sedang)
0.077890	(Kopi kapal Api Quantity Sedang)
0.074023	(SMP MILD ISI 16 Quantity Sedang)
0.073332	(Susu Ultra Quantity Besar)
0.071675	(KACANG TANAH INDIA Quantity Besar)
0.071537	(MAGNUM HITAM Quantity Sedang)
0.065046	(COFFEE MIX Quantity Kecil)
0.064494	(EVO Quantity Sedang)

0.060627	(MAGNUM HITAM Quantity Besar)
0.057865	(Bumbu Racik Quantity Besar)
0.057727	(WHITE COFFEE Quantity Sedang)
0.057313	(Susu Bendera Quantity Sedang)
0.055379	(SMP MILD ISI 16 Quantity Besar)
0.054965	(TERIGU SEGI TIGA 25 KG Quantity Besar)
0.053308	(TEH PUCUK Quantity Besar)
0.053308	(Rokok Djarum Super Quantity Sedang, Rokok GG F...
0.052341	(Minyak Goreng Quantity Besar)
0.052203	(Kopi Torabika Quantity Sedang)
0.051788	(TOLAK ANGIN CAIR Quantity Sedang)
0.050131	(EVO Quantity Besar)

Tabel 22 Nilai Minimum Confidence Algoritma Apriori Berdasarkan Quantity

confidence	itemsets
0.464501	(Rokok GG Filter Quantity Sedang)
0.652027	(Rokok Djarum Super Quantity Sedang)

5.2.4 Hasil Lift Ratio Metode Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth

Setelah dilakukan perhitungan minimum support dan minimum confidence dari dataset transaksi penjualan, selanjutnya dilakukan perhitungan lift ratio untuk mengetahui apakah antara itemset A dan itemset B memiliki kolerasi negatif, positif, atau independen. Dibawah ini merupakan hasil dari lift ratio. Terdapat 2 hasil nilai lift ratio, yaitu lift ratio berdasarkan item yang terjual dan lift ratio quantity barang.

Tabel 23 Lift Ratio Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori Berdasarkan Item yang Terjual

Algoritma FP-Growth		Algoritma Apriori	
Item	Lift Ratio	Item	Lift Ratio
(EVO)	4.24279	(EVO)	4.24279
(SMP MILD ISI 16)	4.24279	(SMP MILD ISI 16)	4.24279
(Rokok Samsoe)	4.16009	(Rokok Samsoe)	4.16009
(Rokok Djarum Super)	4.16009	(Rokok Djarum Super)	4.16009
(EVO)	4.15036	(EVO)	4.15036
(Rokok Samsoe)	4.15036	(Rokok Samsoe)	4.15036
(Rokok Djarum Super)	4.1061	(Rokok Djarum Super)	4.1061
(EVO)	4.1061	(EVO)	4.1061
(SMP MILD ISI 16)	4.08736	(SMP MILD ISI 16)	4.08736

Tabel 24 Lift Ratio Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori Berdasarkan Quantity

Algoritma FP-Growth		Algoritma Apriori	
Item	Lift Ratio	Item	Lift Ratio
(Rokok GG Filter Quantity Sedang)	0.464501	(Rokok GG Filter Quantity Sedang)	0.464501
(Rokok Djarum Super Quantity Sedang)	0.652027	(Rokok Djarum Super Quantity Sedang)	0.652027

5.2.5 Hasil Kombinasi Itemset Metode Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth

Setelah dilakukannya pencarian nilai minimum support, nilai minimum confidence dan nilai lift ratio selanjutnya terlihat pola kombinasi itemset dari transaksi penjualan barang dimana apabila terjadi pembelian pada item A dan item B maka disertai juga dengan pembelian item lain pada masing-masing item tersebut. Dibawah ini merupakan hasil dari kombinasi itemset pada Metode Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth.

Dibawah ini merupakan hasil dari kombinasi itemset dari Metode Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth berdasarkan item yang terjual dan berdasarkan quantity.

Tabel 25 Kombinasi Itemset Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth Berdasarkan Item yang Terjual

Item Barang	Kombinasi Itemset Algoritma Apriori	Kombinasi Itemset Algoritma FP-Growth
Bihun	{Rokok Samsoe, Rokok Djarum Coklat}, {Rokok Djarum Super, Envio Kretek}	{Rokok Samsoe, Rokok Djarum Coklat}, {Rokok Djarum Super, Envio Kretek}
Biogesic	{Mountea}, {Teh Rio}, {Air Yasmin Gelas}, {Panadol merah, Kopikap}	{Mountea}, {Teh Rio}, {Air Yasmin Gelas}, {Panadol merah, Kopikap}
Coffee Mix	{Le Mineral}, {Air Yasmin Gelas, Aqua}	{Le Mineral}, {Air Yasmin Gelas, Aqua}
Good Time 1000	{Envio Kretek, Aqua}, {Rokok Djarum Coklat, Kopikap} , {Adem Sari, SMP Mild Isi 16}, {Beng-beng snack, Rokok Djarum Super, Indomie}, {Rokok Djarum Coklat, Kopikap}	{Envio Kretek, Aqua}, {Rokok Djarum Coklat, Kopikap} , {Adem Sari, SMP Mild Isi 16}, {Beng-beng snack, Rokok Djarum Super, Indomie}, {Rokok Djarum Coklat, Kopikap}
Kecap ABC	{Masako Ayam 500 Isi 60 lusin, Sasa 500}, {Masako Sapi 500 isi 60 lusin}	{Masako Ayam 500 Isi 60 lusin, Sasa 500}, {Masako Sapi 500 isi 60 lusin}
Ladaku 1000	{Beras, Terigu Segitiga Kemasan, Susu Bendera}, {Rokok Marlboro, Gula Pasir, Aqua, Good Day}, {Rokok GG Filter, Aqua, Terigu Segitiga Kemasan}, {Rokok Marlboro, Susu Bendera, Gula Pasir, Good Day}	{Beras, Terigu Segitiga Kemasan, Susu Bendera}, {Rokok Marlboro, Gula Pasir, Aqua, Good Day}, {Rokok GG Filter, Aqua, Terigu Segitiga Kemasan}, {Rokok Marlboro, Susu Bendera, Gula Pasir, Good Day}
Magnum Hitam	{Kopikap}, {Teh Gelas Original}	{Kopikap}, {Teh Gelas Original}
Mama Lemon	{Soklin, Sunlight RP 2000}. {Rokok Djarum Super, Coffee Mix, Masako Sapi 500 isi 60 lusin}	{Soklin, Sunlight RP 2000}. {Rokok Djarum Super, Coffee Mix, Masako Sapi 500 isi 60 lusin}

Tabel 26 Kombinasi Itemset Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth Berdasarkan Quantity

Item Barang	Kombinasi Itemset Algoritma Apriori	Kombinasi Itemset Algoritma FP-Growth
Bihun Quantity Besar	{Envio Kretek Quantity Besar, Magnum Hitam Quantity Besar}, {Rokok Djarum Super Quantity Besar }	{Kacang Tanah India Quantity Besar}, {Minyak Sayur Quantity Besar}
Biogesic Quantity Sedang	{Mountea Quantity Besar}, {Teh Rio Quantity Besar}	{Indomie Quantity Besar}, {SMP Mild Isi 16 Quantity Sedang}
Coffee Mix Quantity Kecil	{Magnum Hitam Quantity Besar, Evo Quantity Besar}, {Rokok Samsoe Quantity Besar, SMP Mild Isi 16 Quantity Besar}	{Liong + Gula Quantity Sedang}, {Rokok GG Filter Quantity Sedang}

Good Time 1000 Quantity Sedang	{Sasa 500 Quantity Sedang}, {Beng-Beng Snack Quantity Sedang, Sasa 1000 Quantity Sedang}, {Rokok Djarum Coklat Quantity Besar, Kopikap Quantity Besar}, {Envio Kretek Quantity Besar, Aqua Quantity Besar}	{Beng-Beng Snack Quantity Sedang}, {Envio Kretek Quantity Besar}
Kecap ABC Quantity Besar	{White Coffee Quantity Besar, Rokok Samsoe Quantity Sedang}, {Envio Kretek Quantity Besar, Masako Ayam 500 Isi 60 lusin Quantity Sedang}	{Minyak Sayur Quantity Besar}, {Indomie Quantity Besar}
Ladaku 1000 Quantity Kecil	{Soklin Quantity Sedang, Gula Pasir Gulaku Quantity Sedang}, {Gula Pasir Gulaku Quantity Sedang, Nikmat Gula Quantity Sedang}, {Kopi Kapal Api Quantity Sedang, Nikmat Gula Quantity Sedang}, {Kopi Kapal Api Quantity Sedang, Soklin Quantity Sedang}	{Gula Merah Batok Quantity Sedang}, {Gula Pasir Gulaku Quantity Sedang}
Magnum Hitam Quantity Besar	{Telur Quantity Besar, Good Day Quantity Sedang}, {Rokok GG Filter Quantity Besar, Rokok Marlboro Quantity Besar}, {Rokok GG Filter Quantity Besar, SMP Mild Isi 16 Quantity Besar}	{Envio Kretek Quantity Besar}, {SMP Mild Isi 16 Quantity Besar}
Mama Lemon Quantity Besar	{Ciptadent Ekonomi Quantity Besar}, {Envio Kretek Quantity Besar, Pepsodent Ekonomi Quantity Besar}	{Bihun Quantity Besar}, {Indomie Quantity Besar}

5.2.6 Hasil Perbandingan Waktu Running Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori

Setelah dilakukannya running program pyhton pada aplikasi Google Colab, dapat terlihat bahwa Algoritma FP-Growth lebih efisien dalam segi pemrosesan waktu yang diperlukan dalam melakukan running program dibandingkan Algoritma Apriori. Dibawah ini merupakan gambaran serta tabel perbandingan hasil dari running time program dari Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori berdasarkan item yang terjual dan berdasarkan quantity barang.

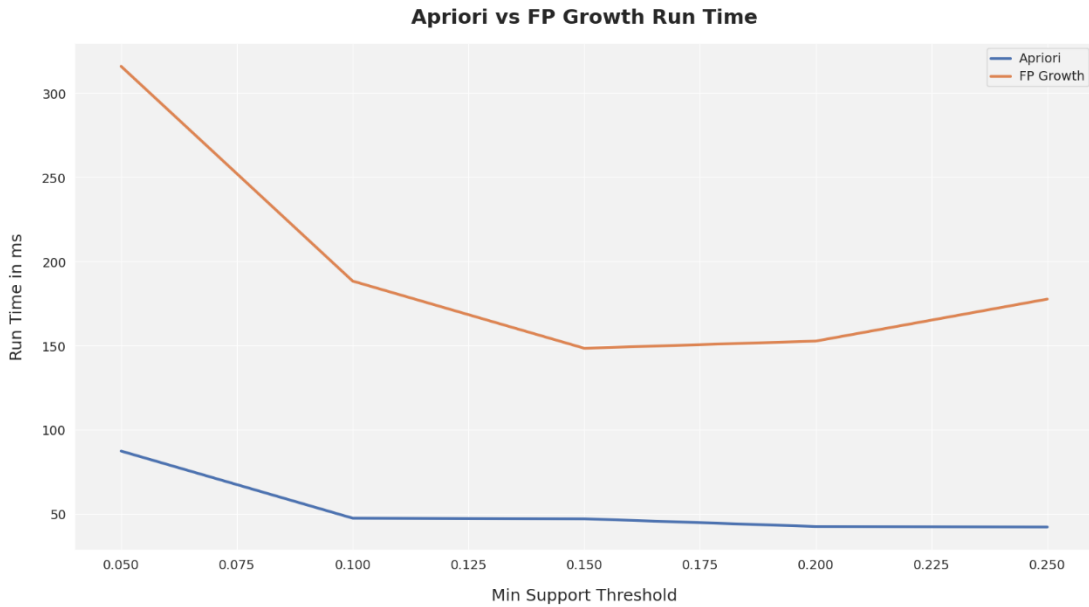
Tabel 27 Perbandingan Running Time Terhadap Nilai Minimum Support Berdasarkan Item yang Terjual

Item Berdasarkan Terjual	Nilai Minimum Support									
	Algoritma FP-Growth					Algoritma Apriori				
	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25
Bihun	300 ms	200 ms	175 ms	175 ms	150 ms	175 ms	50 ms	50 ms	50 ms	50 ms
Good Time 1000	350 ms	175 ms	150 ms	150 ms	150 ms	175 ms	50 ms	50 ms	50 ms	50 ms
Indomie	375 ms	225 ms	200 ms	175 ms	150 ms	100 ms	50 ms	50 ms	50 ms	50 ms

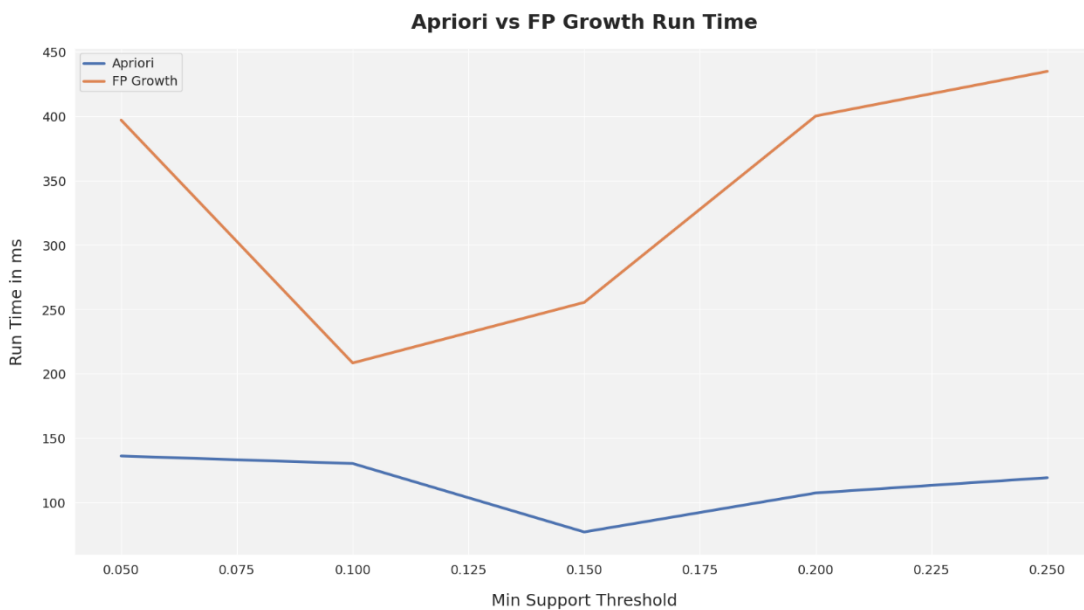
Kecap ABC	450 ms	175 ms	100 ms	100 ms	100 ms	125 ms	50 ms	50 ms	50 ms	25 ms
Ladaku1000	190 ms	120 ms	110 ms	110 ms	110 ms	90 ms	40 ms	20 ms	20 ms	20 ms
Magnum Hitam	450 ms	225 ms	125 ms	100 ms	100 ms	100 ms	50 ms	50 ms	50 ms	75 ms
Mama Lemon	350 ms	175 ms	150 ms	150 ms	175 ms	75 ms	50 ms	50 ms	25 ms	25 ms

Tabel 28 Perbandingan Running Time Terhadap Nilai Minimum Support Berdasarkan Quantity

Item Berdasarkan Terjual	Nilai Minimum Support									
	Algoritma FP-Growth					Algoritma Apriori				
	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25
Bihun Quantity Besar	450 ms	250 ms	225 ms	325 ms	300 ms	125 ms	50 ms	50 ms	100 ms	100 ms
Good Time 1000 Quantity Sedang	425 ms	300 ms	250 ms	250 ms	325 ms	150 ms	50 ms	100 ms	50 ms	100 ms
Indomie Quantity Besar	375 ms	450 ms	700 ms	600 ms	500 ms	150 ms	50 ms	50 ms	100 ms	100ms
Kecap ABC Quantity Besar	650 ms	650 ms	350 ms	200 ms	225 ms	400 ms	250 ms	250 ms	200 ms	150 ms
Ladaku1000 Quantity Kecil	700 ms	475 ms	525 ms	550 ms	275 ms	250 ms	150 ms	250 ms	150 ms	225 ms
Magnum Hitam Quantity Besar	550 ms	275 ms	250 ms	325 ms	225 ms	125 ms	50 ms	100 ms	125 ms	175 ms
Mama Lemon Quantity Besar	400 ms	225 ms	250 ms	400 ms	425 ms	140 ms	130 ms	50 ms	125 ms	125 ms



Gambar 8 Running Time Item Mama Lemon Berdasarkan Item yang Terjual



Gambar 9 Running Time Item Mama Lemon Berdasarkan Quantity

Dari gambar dan tabel diatas dapat terlihat bahwa waktu yang dibutuhkan untuk running program dari Algoritma FP-Growth membutuhkan waktu lebih lama dibandingkan dengan Algoritma Apriori dimana pada pencarian minimum support di angka 0.05 berdasarkan item yang terjual, pada item Bihun membutuhkan waktu 300ms dengan menggunakan Algoritma FP-Growth sedangkan dengan menggunakan Algoritma Apriori membutuhkan waktu 175ms, lalu pada pencarian minimum support di angka 0.05 berdasarkan quantity, pada item Bihun quantity besar membutuhkan waktu 450ms dengan menggunakan Algoritma FP-Growth sedangkan dengan menggunakan Algoritma Apriori membutuhkan waktu 125ms.

BAB VI

KESIMPULAN DAN SARAN

6.1 Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan teknik data mining dengan menggunakan dua metode, yaitu metode Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori untuk menganalisis penjualan barang. Tujuan dari pengimplementasian ini yakni untuk mengidentifikasi pola antara barang yang dibeli oleh pelanggan. Adapun pada penelitian ini untuk tahap awal, dilakukan pemrosesan dari data transaksi penjualan barang, proses data cleaning dan proses integrasi data sampai pada akhirnya data siap untuk di olah dari bulan Januari 2020 sampai dengan Agustus 2020 dengan banyaknya data yaitu 65.534 data transaksi penjualan barang-barang sembako. Dari 65.534 data tersebut kemudian dilakukan Analisis Penjualan Barang Menggunakan Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori.

Dari hasil penelitian dan analisis yang telah dilakukan dapat disimpulkan, pengimplementasian Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori dapat berjalan dengan menggunakan data transaksi penjualan barang dikarenakan adanya pola kombinasi itemset. Informasi yang didapatkan setelah dilakukannya pengimplementasian kedua algoritma tersebut dapat membantu pengoptimalan dari penyetokan barang pada toko. Dari segi hasil kombinasi item barang, terlihat output pada aplikasi dengan menggunakan Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori memiliki kesamaan pada hasil apabila data yang digunakan berdasarkan item yang terjual, yakni apabila pembeli membeli item bernama Bihun maka kombinasi item yang akan terbentuk yaitu {Rokok Samsoe, Rokok Djarum Coklat}, {Rokok Djarum Super, Envio Kretek} dengan nilai minimum support yaitu 0.0637083 atau 6.7083%. Namun apabila menggunakan data berdasarkan quantity barang yang terjual, terjadi perbedaan antara kombinasi itemset. Apabila pembeli membeli item bernama Bihun Quantity Besar, maka kombinasi item pada Algoritma Apriori yaitu {Envio Kretek Quantity Besar, Magnum Hitam Quantity Besar}, {Rokok Djarum Super Quantity Besar} dengan nilai support yaitu 0.089869 atau 8.9869%, sedangkan pada Algoritma FP-Growth kombinasi item yang terbentuk yaitu {Kacang Tanah India Quantity Besar}, {Minyak Sayur Quantity Besar} dengan nilai minimum support 0.50817 atau 50.817%. Terlihat perbedaan dimana kemungkinan item yang di beli berdasarkan quantity barang cenderung lebih banyak apabila menggunakan Algoritma Apriori dibanding Algoritma FP-Growth. Hal tersebut dipengaruhi dari hasil nilai support, semakin kecil nilai minimum support yang didapat, maka semakin banyak aturan asosiasi yang dihasilkan. Semakin besar nilai minimum support yang didapat, maka semakin sedikit aturan asosiasi yang dihasilkan. Hasil ini juga menjelaskan bahwa semakin banyak jenis kriteria item yang diteliti maka semakin kecil nilai support-nya. Adapun dari hasil penelitian yang telah dilakukan, dari segi efisiensi waktu running time terlihat bahwa pada Algoritma FP-Growth membutuhkan waktu jauh lebih lama dibandingkan dengan Algoritma Apriori.

6.2 Saran

Berdasarkan hasil analisis dan kesimpulan dapat diberikan saran diantaranya sebagai berikut:

1. Melakukan pengoptimalan penyimpanan pada Algoritma FP-Growth apabila memungkinkan dapat menggunakan penyimpanan yang lebih besar dikarenakan pada Algoritma FP-Growth semakin banyak data yang akan diolah maka akan semakin banyak pula FP-Tree yang terbentuk juga akan semakin banyak.
2. Penelitian selanjutnya diharapkan peneliti dapat dikembangkan dengan melakukan perbandingan metode selain dengan metode asosiasi apabila memungkinkan.

DAFTAR PUSTAKA





















- Abidin, Z., Kharisma Amartya, A., & Nurdin, A. (2022). PENERAPAN ALGORITMA APRIORI PADA PENJUALAN SUKU CADANG KENDARAAN RODA DUA (STUDI KASUS: TOKO PRIMA MOTOR SIDOMULYO). *JURNAL TEKNOINFO*, 16(2), 17–19. <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknoinfo/index>
- Almira, A., Suendri, & Ali Ikhwan, dan. (2021). *Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth pada Analisis Pola Pencurian Daya Listrik*. 6(2), 442–448. <https://doi.org/10.32493/informatika.v6i2.12278>
- Anggrawan, A., Mayadi, & Satria, C. (2021). Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth. *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 21(1), 125–138. <https://doi.org/10.30812/matrik.v21i1.1260>
- Erasmus Simanjuntak, H., & Windarto. (2020). Analisa Data Mining Menggunakan Frequent Pattern Growth pada Data Transaksi Penjualan PT Mora Telematika Indonesia untuk Rekomendasi Strategi Pemasaran Produk Internet. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 4(4), 914–923. <https://doi.org/10.30865/mib.v4i4.2300>
- Hutagalung, J., Hendro Syahputra, Y., & Pertiwi Tanjung, Z. (2022). Pemetaan Siswa Kelas Unggulan Menggunakan Algoritma K-Means Clustering. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 9(1), 606–620. <http://jurnal.mdp.ac.id>
- Ilham Fatimah, A., Saepudin, S., & Edwinanto. (2022). PENERAPAN DATA MINING DENGAN METODE APRIORI PADA PENJUALAN SEMBAKO (STUDI KASUS: GROSIR SEMBAKO LINA). *Jurnal Rekayasa Teknologi Nusa Putra*, 8(2), 123–131. <https://rekayasa.nusaputra.ac.id/index>
- Raschka, S., Patterson, J., & Nolet, C. (2020). Machine learning in python: Main developments and technology trends in data science, machine learning, and artificial intelligence. In *Information (Switzerland)* (Vol. 11, Issue 4, pp. 1–44). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/info11040193>
- Rusnadi, Suparni, & Baroqah Pohan, A. (2020). Penerapan Data Mining untuk Analisis Market Basket dengan Algoritma FP-Growth pada Pasar Tohaga. *JANASPATI*, 9(1), 119–133.
- Suryani Nasution, L., Rista Maya, W., & Halim, J. (2020). Data Mining Untuk Menganalisa Pola Pembelian Perak Dengan Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Toko Emas Dan Perak Adi Saputra Tanjung. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Sistem Komputer TGD*, 3(2), 96–107.
- Wijaya, K. N., Firsandaya Malik, R., & Nurmaini, S. (2020). Analisa Pola Frekuensi Keranjang Belanja Dengan Perbandingan Algoritma Fp-Growth (Frequent Pattern Growth) Dan Eclat Pada Minimarket. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 7(2), 364–373. <http://jurnal.mdp.ac.id>

Lampiran

Lampiran 1 Form Bimbingan Skripsi

Kartu Bimbingan Mahasiswa Program Studi Ilmu Komputer FMIPA - UNPAK

Nama Mahasiswa : Henry Sethia Alfianto
 NPM : 065116045
 Judul Skripsi : Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori Pada Analisis Penjualan Barang
 Pembimbing I : Dr. Prihastuti Harsani, M.Si.
 Pembimbing II : Irma Anggraeni, M.Kom.

No.	Hari, tanggal	Catatan	Tanda Tangan	
			Pemb. I	Pemb. II
1.	Jumat, 18 November 2022	Acc Judul Pembimbing I dan II		
2.	Senin, 28 November 2022	- Penentuan variabel data uji yang akan digunakan - Bimbingan Proposal Bab I sampai Bab IV		
3.	Selasa, 19 November 2022	- Pembuatan Flowchart sistem - Penentuan Metode Data mining		
4.	Senin, 20 Maret 2023	Revisi metode data mining yang digunakan, adanya penambahan metode data mining		
5.	Senin, 22 Mei 2023	Hasil Running Data pada Python		
6.	Selasa, 23 Mei 2023	- Revisi Flowchart - Revisi Bab V		
7.	Kabu, 31 Mei 2023	Revisi tabel data, dipindahkan pada lampiran		
8.	Jumat, 9 Juni 2023	Revisi Flowchart Metode		
9.	Selasa, 11 Juli 2023	Revisi format laporan skripsi		
10.	Jumat, 28 Juli 2023	Penambahan referensi jurnal terbaru		
11.			11	
12.				12
13.			13	
14.				14
15.			15	
16.				16
17.			17	
18.				18

Bogor, 29 Juli 2023
 Program Studi Ilmu Komputer Fakultas
 MIPA - UNPAK Ketua,

Arie Qurania, M.Kom

Lampiran 2 Surat Keputusan



YAYASAN PAKUAN SILIWANGI
Universitas Pakuan
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
Unggul, Mandiri & Berkarakter Dalam Bidang MIPA

**KEPUTUSAN DEKAN
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS PAKUAN
No.: 4373/D/FMIPA/XII/2022**

T E N T A N G

**PENGANGKATAN PEMBIMBING TUGAS AKHIR
PADA PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS PAKUAN**

**DEKAN FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS PAKUAN,**

- Menimbang : a. bahwa setiap mahasiswa tingkat akhir Program Strata Satu (S1) harus melaksanakan Tugas Akhir sebagaimana tercantum di dalam kurikulum setiap Program Studi di lingkungan Fakultas MIPA Universitas Pakuan.
b. bahwa untuk pelaksanaan Tugas Akhir diperlukan pengawasan dari pembimbing.
c. bahwa sehubungan dengan point a dan b di atas perlu dituangkan dalam suatu Keputusan Dekan.
- Mengingat : 1. Undang-undang RI No.: 20 Tahun 2003 tentang Sistem Pendidikan Nasional.
2. Peraturan Pemerintah No.: 60 Tahun 1999 tentang Pendidikan Tinggi.
3. Statuta Universitas Pakuan Tahun 2019.
4. Surat Keputusan Rektor Nomor: 35/KEP/REK/VIII/2020 tanggal 03 Agustus 2020 tentang Pemberhentian Dekan dan Wakil Dekan Masa Bakti 2015-2020 serta Pengangkatan Dekan dan Wakil Dekan Masa Bakti 2020-2025 di lingkungan Universitas Pakuan.
5. Ketentuan Akademik yang tercantum dalam Buku Panduan Studi Fakultas MIPA, Universitas Pakuan Tahun 2021.
- Memperhatikan : Usulan dari Ketua Program Studi Ilmu Komputer FMIPA UNPAK.

M E M U T U S K A N

- Menetapkan :
Pertama : Mengangkat pembimbing yang namanya tersebut di bawah ini :
1. Pembimbing Utama : Dr. Prihastuti Harsani, M.Si.
2. Pembimbing Pendamping : Irma Anggraeni, M.Kom.

Untuk membimbing dalam rangka melaksanakan tugas akhir bagi mahasiswa :

Nama : Henry Sethia Alfianto
NPM : 065116045
Program Studi : Ilmu Komputer
Judul Skripsi : Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth Pada Analisis Penjualan Barang

- Kedua : Kepada para pembimbing diharapkan dapat menjalankan tugasnya sebagai pembimbing dengan sebaik-baiknya.
- Ketiga : Dalam waktu 1 (satu) bulan setelah diterbitkannya SK ini, mahasiswa wajib melaksanakan Seminar Rencana Penelitian yang diselenggarakan oleh Program Studi Ilmu Komputer dengan dihadiri oleh Pembimbing dan Penguji.
- Kecempat : Dana untuk honorarium pembimbing dibebankan kepada mahasiswa yang ketentuannya diatur oleh Fakultas MIPA.
- Kelima : Surat Keputusan ini berlaku untuk jangka waktu 1 (satu) tahun sejak tanggal ditetapkan sampai dengan mahasiswa tersebut Lulus Sidang/Ujian Skripsi, dengan ketentuan akan diadakan perubahan/perbaikan sebagaimana mestinya bila dikemudian hari terdapat kekeliruan dalam penetapannya.

Ditetapkan di : Bogor
Pada tanggal : 05 Desember 2022

Dekan,



Asep Denih, S.Kom., M.Sc., Ph.D.

Tembusan :

1. Yth. Ketua Program Studi Ilmu Komputer;
2. Yth. Dr. Prihastuti Harsani, M.Si.;
3. Yth. Irma Anggraeni, M.Kom.;
4. Arsip.

Lampiran 3 Tahapan Transformasi Data
Proses Penggabungan Data Transaksi

No Faktur	Items
106099	Bawang Putih, Kerupuk Tenggiri Bawang, Minyak Sayur, Ultraflu, Bumbu Racik, Kresek Amp Tg, Molto Detergen, Mie Sarimi, Indomie, Susu Ultra, Lifebuoy Sabun, Citra Sabun, Beng-beng Snack, Nabati Ahh 500, Slay Olay Blueberry, Oreo Biskuit 2000, Liong Super, Liong 1/4, Abc Kopi, Smp Mild Isi 16, Evo, Rokok Gg Filter, Rokok Gg Merah, Magnum Hitam, Topas, Envio Kretek, Smp Kretek Isi 10 Bks, Rokok Samsoe, Rokok Djarum Coklat, Neslite Menthol, Surya 16
106156	Chiki Lays Lite 2000, Mie Kremes Sorr, Chocopie, Minyak Sayur, Sukro Garuda 1000, Sukro Garuda 2000, Nabati Wafer 2000 Campur, Chiki French Fries 2000, Vegeta Herbal, Pepsodent Ekonomi, Sarden Gaga, Abc Sarden, Kwaci, Wafer Superstar 1000, Tricks Kentang, Chuba Balado, Nextar 2000, Roma Arden, Choki Choki 1000, Nabati Sip 500 Coklat, Rinso Detergen, Yupi Box 500, Top Coffee, Chiki Jaguar, Kerupuk Tenggiri, Tolak Angin Cair
106194	Envio Kretek, Rokok Samsoe, Rokok Gg Filter, Mie Sedaap, Mamy Poko, Pop Mie, Autan Sak, Liong +gula, Sambal Terasi Abc, Milo Sach, Royco Ayam 500, Royco Sapi 500, Sasa 1 Ons, Tissue Tessa 2000, Golda Coffee, Coffee Mix, Salonpas, Indomie
106234	Air Yasmin Gelas, Aqua, Le Mineral, Teh Pucuk, Teh Gelas Original, Panther Kuning, Kopikap, Ale-ale, Good Day, Pocari Sweet Btl B, Pocari Sweet Btl K
106276	Minyak Sayur, Terigu Segi Tiga 25 Kg, Terigu Payung
106322	Minyak Sayur, Mie Sedaap, Rokok Djarum Super, Evo, Magnum Biru 16 Batang, Rokok Samsoe, Envio Kretek, Rokok Gg Merah, Kopi Kapal Api, Good Day, Susu Bendera, Soklin, Rinso Detergen, Soklin Detergen, Mamy Poko, Larutan Jambu, Amplop Putih, Sasa 1000, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon, Sambal Abc Renceng 1000, Masako Sapi 500 Isi 60 Lsn, Royco Sapi 500
106362	Kerupuk Tenggiri, Kacang Dadap Lokal, Gula Pasir Gulaku, Chocolatos Drink Coklat, Gilus Gula Aren, Saori Sak, Choki-choki Stix, Ladaku 1000, Slay Olay Blueberry
106413	Oreo Biskuit 2000, Mentos, Nabati Ahh 500, Beng-beng Snack, Milo Sach, Chiki Chitato, Rejoice Shampoo Rich
106449	Yasmin Air Mineral
106493	Minyak Sayur, Terigu Lm, Sagu Spm, Kerupuk Tenggiri, Mie Sarimi, Bihun, Aqua, Abc Kopi, Max Tea Isi 3 Kecil, Gula Pasir Gulaku, Pepsodent Ekonomi, Sasa 1 Ons, Sasa 1/4
106518	Air Yasmin Gelas, Aqua, Le Mineral, Teh Pucuk, Teh Gelas Original, Kopikap, Panther Kuning, Ale-ale, Floridina, Mizone, Pocari Sweet Btl K, Susu Bendera, Kopi Kapal Api, Liong +gula, Coffee Mix, Good Day, White Coffee, Abc Kopi, Torabika Susu
106551	Indomie
106585	Minyak Sayur, Evo, Envio Kretek, Rokok Samsoe, Rokok Djarum Coklat, Smp Kretek Isi 10 Bks, Coffee Mix, Good Day, Kopi Kapal Api, Nikmat Gula, Sosis So Nice Sapi, Sunlight Rp 2000, Mamy Poko, Korek Gas Tokai, Giv, Shampoo Dove, Shampoo Lifebuoy, Kecap Bango, Sasa 1 Ons, Promag
106647	Aqua
106686	Envio Kretek, Magnum Hitam, Evo, Rokok Gg Filter, Smp Mild Isi 16, Rokok Samsoe, Paramex, Mixagrip Flu Batuk, Neozep, Daia Detergen, Shinzui, Clear Shampo Biru Sak, Minyak Sayur, Mie Sedaap, Sambal Abc Renceng 1000, Kresek Amp K, Royco Ayam 500, Charm Pembalut, Liong +gula

106730	Minyak Sayur
106757	Minyak Sayur, Mama Lemon, Indomie, Kresek Amp K, Sagu Spm, Kertas Nasi, Top Coffee, Sun Kara Kecil 65 ML, Soklin Detergen, Teh Sariwangi Sak, Sasa 1/4, Chiki Chitato
106789	Telur, Rokok Djarum Super, Rokok Gg Filter, Evo, Rokok Gg Merah, Rokok Samsoe, Rokok Djarum Coklat, Nikmat Gula, Coffee Mix, White Coffee, Soklin, Daia Detergen, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon, Soklin Detergen, Molto Detergen, Downy Detergen, Gula Pasir Gulaku, Energen, Masako Sapi 500 Isi 60 Lsn, Royco Ayam 500, Kecap Bango, Sosis So Nice Sapi, Nabati Wafer 2000 Campur
106802	Minyak Goreng Sania, Telur, Rokok Djarum Super, Evo, Envio Kretek, Rokok Gg Filter, Rokok Gg Merah, Rokok Samsoe, Rokok Djarum Coklat, Nikmat Gula, Piala Gula, Coffee Mix, White Coffee, Kopi Kapal Api, Good Day, Gula Pasir Gulaku, Energen, Soklin, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon, Rinso Detergen, Downy Detergen, Bumbu Racik, Ladaku 1000, Kecap Bango, Masako Sapi 500 Isi 60 Lsn, Royco Ayam 500, Kacang Tanah India, Gula Merah Batok, Sasa 1000, Sambal Abc Renceng 1000, Sambal Abc Stick, Beng-beng snack
106841	Minyak Sayur, Mie Gelas, Kerupuk Tenggiri, Chiki French Fries 2000, Terigu Lm, Chiki Lays Lite 2000, Chiki Krisbee 1000, Chiki Jaguar, Nabati Roll 500, Chocopie, Beng-beng Snack, Beng-beng Snack, Roma Sari Gandum 2000, Choki Choki 1000, Nextar 2000, Slay Olay Blueberry, Oreo Biskuit 2000, Mie Kremes Sorr, Oke Bond

Lampiran 4 Tahapan Data Mining

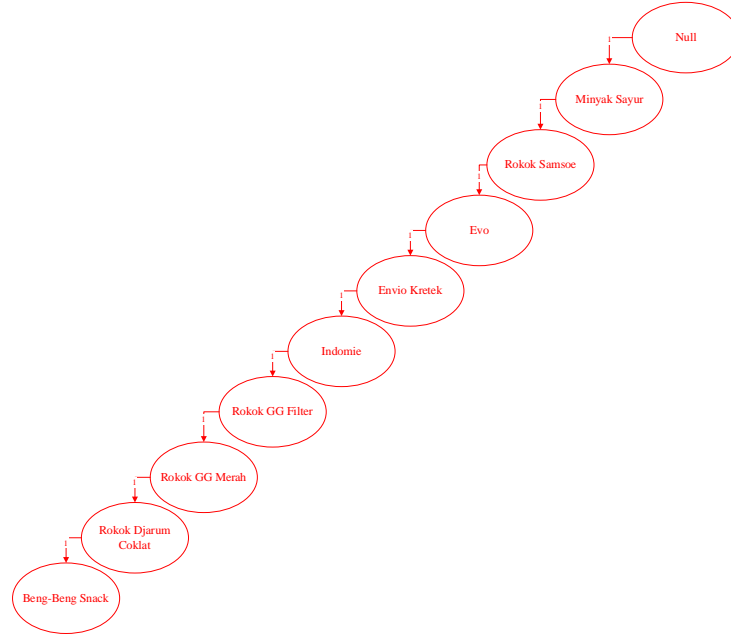
Proses Pembuatan Tabel Data Transaksi

No Faktur	Items
106099	Bawang Putih, Kerupuk Tenggiri Bawang, Minyak Sayur, Ultraflu, Bumbu Racik, Kresek Amp Tg, Molto Detergen, Mie Sarimi, Indomie, Susu Ultra, Lifebuoy Sabun, Citra Sabun, Beng-beng Snack, Nabati Ahh 500, Slay Olay Blueberry, Oreo Biskuit 2000, Liong Super, Liong 1/4, Abc Kopi, Smp Mild Isi 16, Evo, Rokok Gg Filter, Rokok Gg Merah, Magnum Hitam, Topas, Envio Kretek, Smp Kretek Isi 10 Bks, Rokok Samsoe, Rokok Djarum Coklat, Neslite Menthol, Surya 16
106156	Chiki Lays Lite 2000, Mie Kremes Sorr, Chocopie, Minyak Sayur, Sukro Garuda 1000, Sukro Garuda 2000, Nabati Wafer 2000 Campur, Chiki French Fries 2000, Vegeta Herbal, Pepsodent Ekonomi, Sarden Gaga, Abc Sarden, Kwaci, Wafer Superstar 1000, Tricks Kentang, Chuba Balado, Nextar 2000, Roma Arden, Choki Choki 1000, Nabati Sip 500 Coklat, Rinso Detergen, Yupi Box 500, Top Coffee, Chiki Jaguar, Kerupuk Tenggiri, Tolak Angin Cair
106194	Envio Kretek, Rokok Samsoe, Rokok Gg Filter, Mie Sedaap, Mamy Poko, Pop Mie, Autan Sak, Liong +gula, Sambal Terasi Abc, Milo Sach, Royco Ayam 500, Royco Sapi 500, Sasa 1 Ons, Tissue Tessa 2000, Golda Coffee, Coffee Mix, Salonpas, Indomie
106234	Air Yasmin Gelas, Aqua, Le Mineral, Teh Pucuk, Teh Gelas Original, Panther Kuning, Kopikap, Ale-ale, Good Day, Pocari Sweet Btl B, Pocari Sweet Btl K
106276	Minyak Sayur, Terigu Segi Tiga 25 Kg, Terigu Payung
106322	Minyak Sayur, Mie Sedaap, Rokok Djarum Super, Evo, Magnum Biru 16 Batang, Rokok Samsoe, Envio Kretek, Rokok Gg Merah, Kopi Kapal Api, Good Day, Susu Bendera, Soklin, Rinso Detergen, Soklin Detergen, Mamy Poko, Larutan Jambu, Amplop Putih, Sasa 1000, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon, Sambal Abc Renceng 1000, Masako Sapi 500 Isi 60 Lsn, Royco Sapi 500
106362	Kerupuk Tenggiri, Kacang Dadap Lokal, Gula Pasir Gulaku, Chocolatos Drink Coklat, Gilus Gula Aren, Saori Sak, Choki-choki Stix, Ladaku 1000, Slay Olay Blueberry
106413	Oreo Biskuit 2000, Mentos, Nabati Ahh 500, Beng-beng Snack, Milo Sach, Chiki Chitato, Rejoice Shampoo Rich

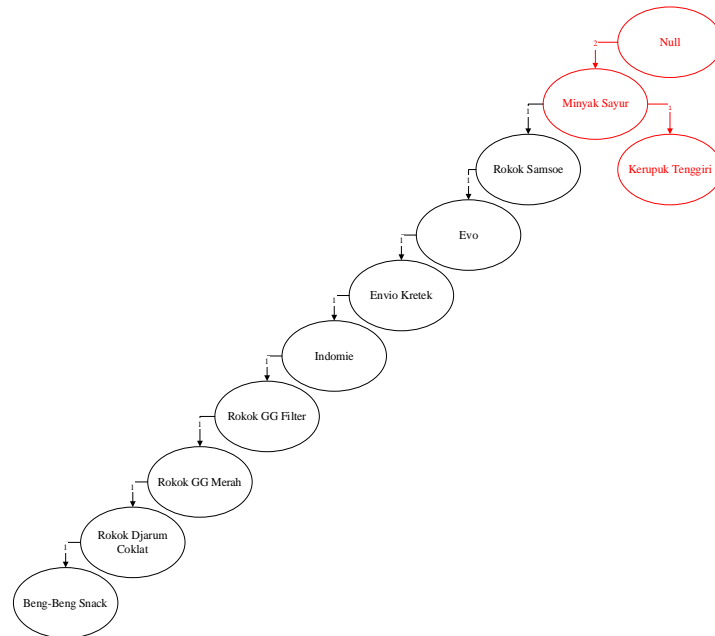
106449	Yasmin Air Mineral
106493	Minyak Sayur, Terigu Lm, Sagu Spm, Kerupuk Tenggiri, Mie Sarimi, Bihun, Aqua, Abc Kopi, Max Tea Isi 3 Kecil, Gula Pasir Gulaku, Pepsodent Ekonomi, Sasa 1 Ons, Sasa 1/4
106518	Air Yasmin Gelas, Aqua, Le Mineral, Teh Pucuk, Teh Gelas Original, Kopikap, Panther Kuning, Ale-ale, Floridina, Mizone, Pocari Sweet Btl K, Susu Bendera, Kopi Kapal Api, Liong +gula, Coffee Mix, Good Day, White Coffee, Abc Kopi, Torabika Susu
106551	Indomie
106585	Minyak Sayur, Evo, Envio Kretek, Rokok Samsoe, Rokok Djarum Coklat, Smp Kretek Isi 10 Bks, Coffee Mix, Good Day, Kopi Kapal Api, Nikmat Gula, Sosis So Nice Sapi, Sunlight Rp 2000, Mamy Poko, Korek Gas Tokai, Giv, Shampoo Dove, Shampoo Lifebuoy, Kecap Bango, Sasa 1 Ons, Promag
106647	Aqua
106686	Envio Kretek, Magnum Hitam, Evo, Rokok Gg Filter, Smp Mild Isi 16, Rokok Samsoe, Paramex, Mixagrip Flu Batuk, Neozep, Daia Detergen, Shinzui, Clear Shampo Biru Sak, Minyak Sayur, Mie Sedaap, Sambal Abc Renceng 1000, Kresek Amp K, Royco Ayam 500, Charm Pembalut, Liong +gula
106730	Minyak Sayur
106757	Minyak Sayur, Mama Lemon, Indomie, Kresek Amp K, Sagu Spm, Kertas Nasi, Top Coffee, Sun Kara Kecil 65 ML, Soklin Detergen, Teh Sariwangi Sak, Sasa 1/4, Chiki Chitato
106789	Telur, Rokok Djarum Super, Rokok Gg Filter, Evo, Rokok Gg Merah, Rokok Samsoe, Rokok Djarum Coklat, Nikmat Gula, Coffee Mix, White Coffee, Soklin, Daia Detergen, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon, Soklin Detergen, Molto Detergen, Downy Detergen, Gula Pasir Gulaku, Energen, Masako Sapi 500 Isi 60 Lsn, Royco Ayam 500, Kecap Bango, Sosis So Nice Sapi, Nabati Wafer 2000 Campur
106802	Minyak Goreng Sania, Telur, Rokok Djarum Super, Evo, Envio Kretek, Rokok Gg Filter, Rokok Gg Merah, Rokok Samsoe, Rokok Djarum Coklat, Nikmat Gula, Piala Gula, Coffee Mix, White Coffee, Kopi Kapal Api, Good Day, Gula Pasir Gulaku, Energen, Soklin, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon, Rinso Detergen, Downy Detergen, Bumbu Racik, Ladaku 1000, Kecap Bango, Masako Sapi 500 Isi 60 Lsn, Royco Ayam 500, Kacang Tanah India, Gula Merah Batok, Sasa 1000, Sambal Abc Renceng 1000, Sambal Abc Stick, Beng-beng snack
106841	Minyak Sayur, Mie Gelas, Kerupuk Tenggiri, Chiki French Fries 2000, Terigu Lm, Chiki Lays Lite 2000, Chiki Krisbee 1000, Chiki Jaguar, Nabati Roll 500, Chocopie, Beng-beng Snack, Beng-beng Snack, Roma Sari Gandum 2000, Choki Choki 1000, Nextar 2000, Slay Olay Blueberry, Oreo Biskuit 2000, Mie Kremes Sorr, Oke Bond

Lampiran 5 Proses Pembacaan No Faktur

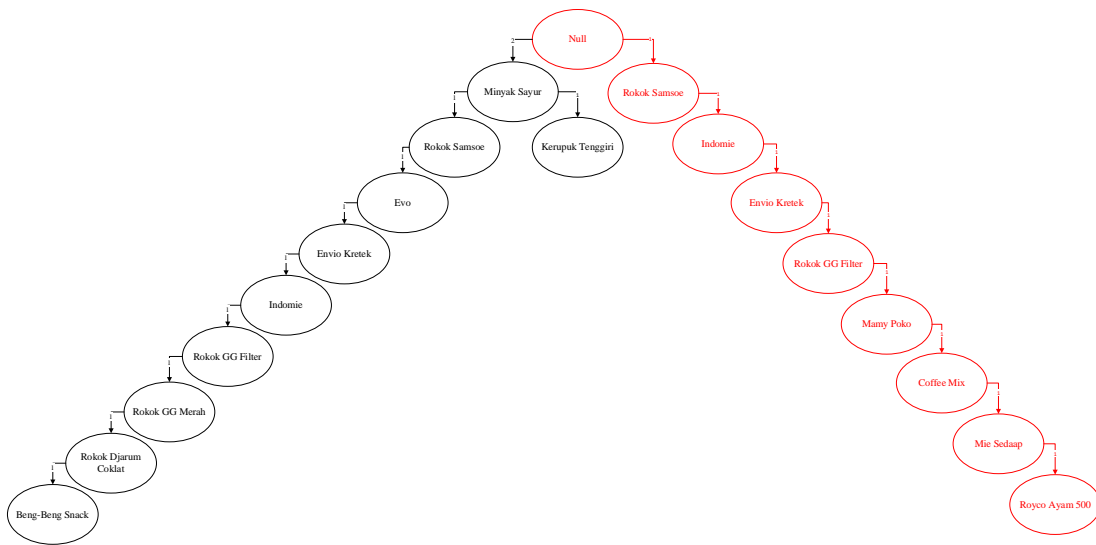
Pembacaan No Faktur 106099 {Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Indomie, Evo, Envio Kretek, Rokok Gg Filter, Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat, Beng-beng Snack}



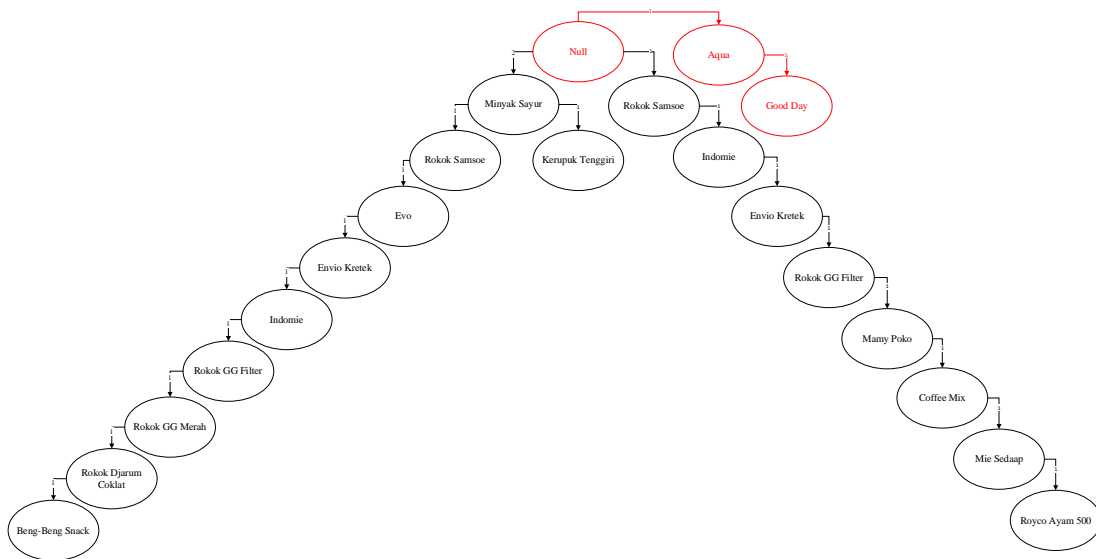
Pembacaan No Faktur 106156 {Minyak Sayur, Kerupuk Tenggiri}



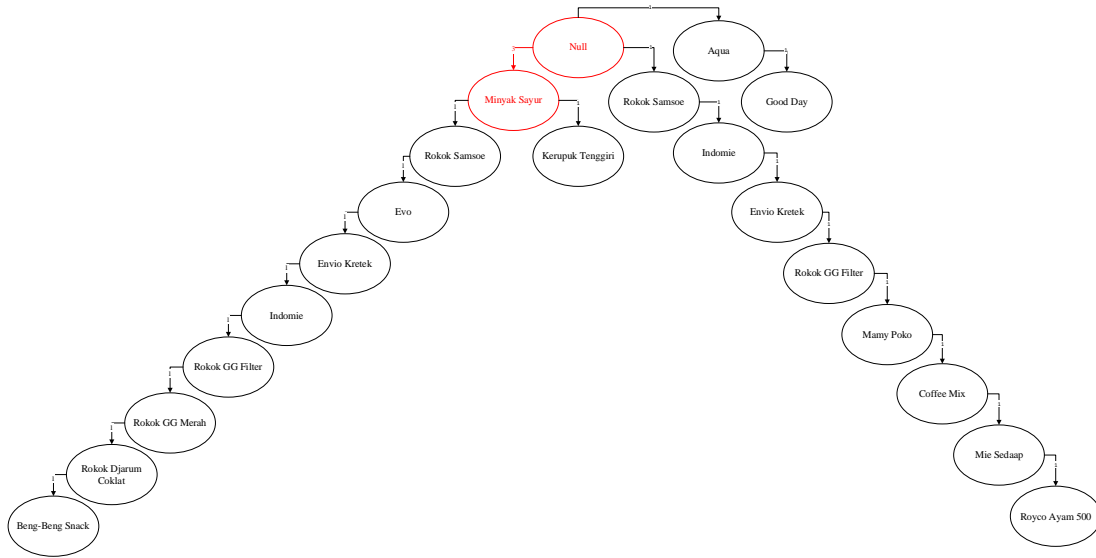
Pembacaan No Faktur 106194 {Rokok Samsoe, Indomie, Envio Kretek, Rokok Gg Filter, Mamy Poko, Coffee Mix, Mie Sedaap, Royco Ayam 500}



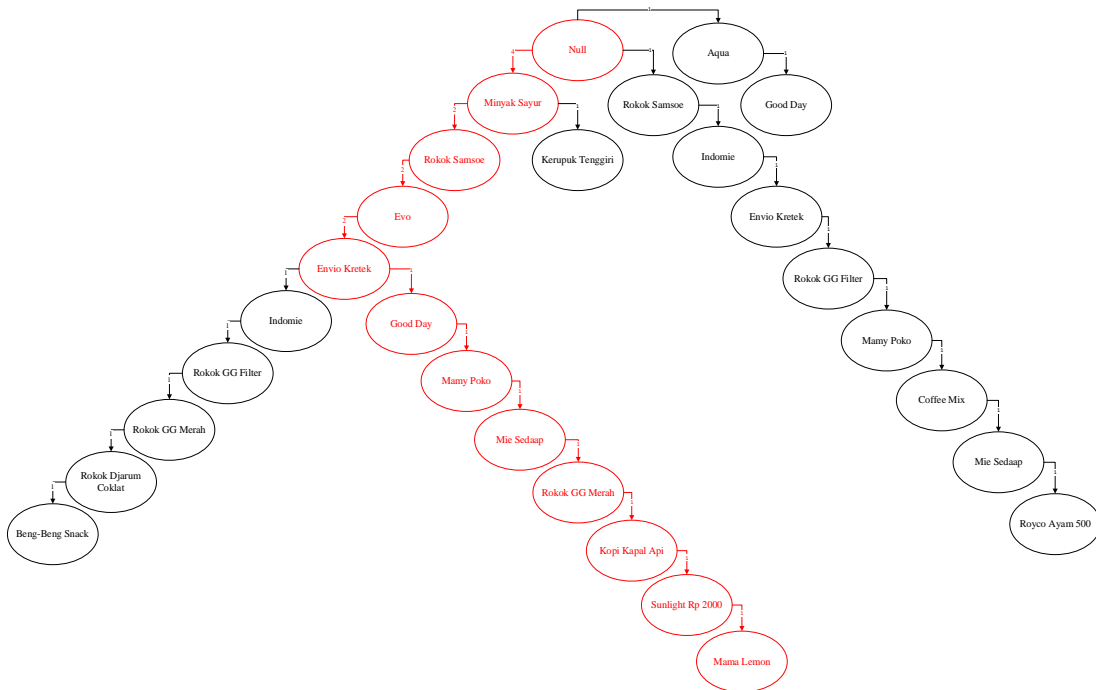
Pembacaan No Faktur 106234 {Aqua, Good Day}



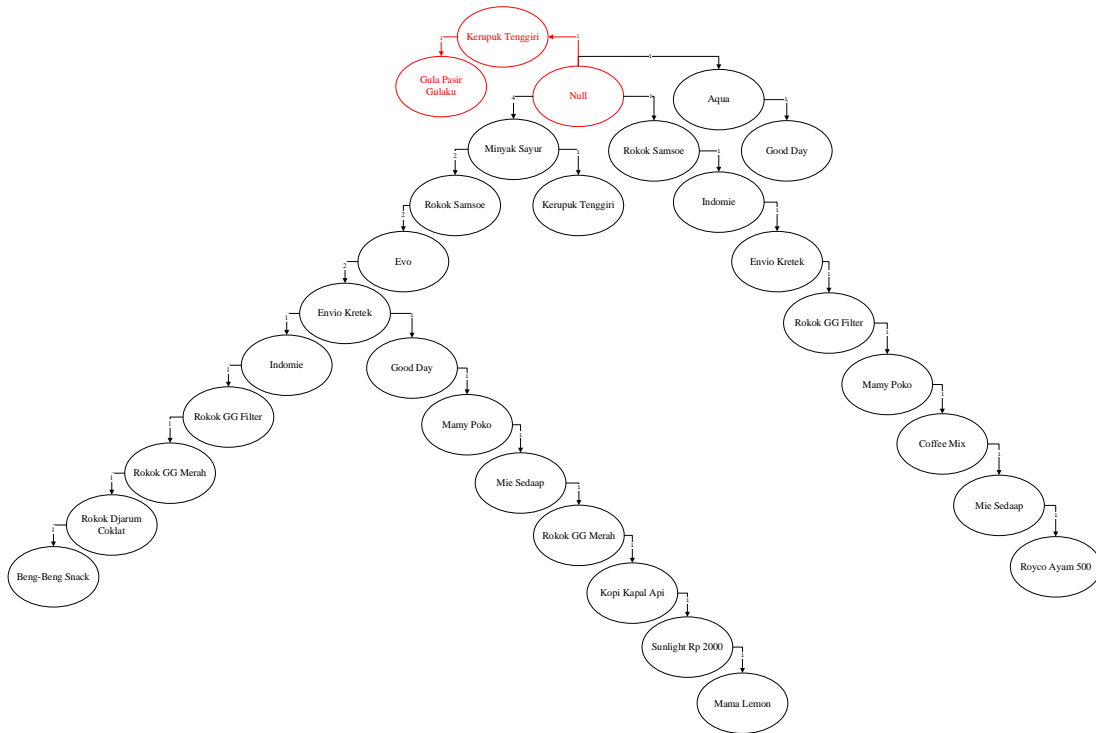
Pembacaan No Faktur 106276 {Minyak Sayur}



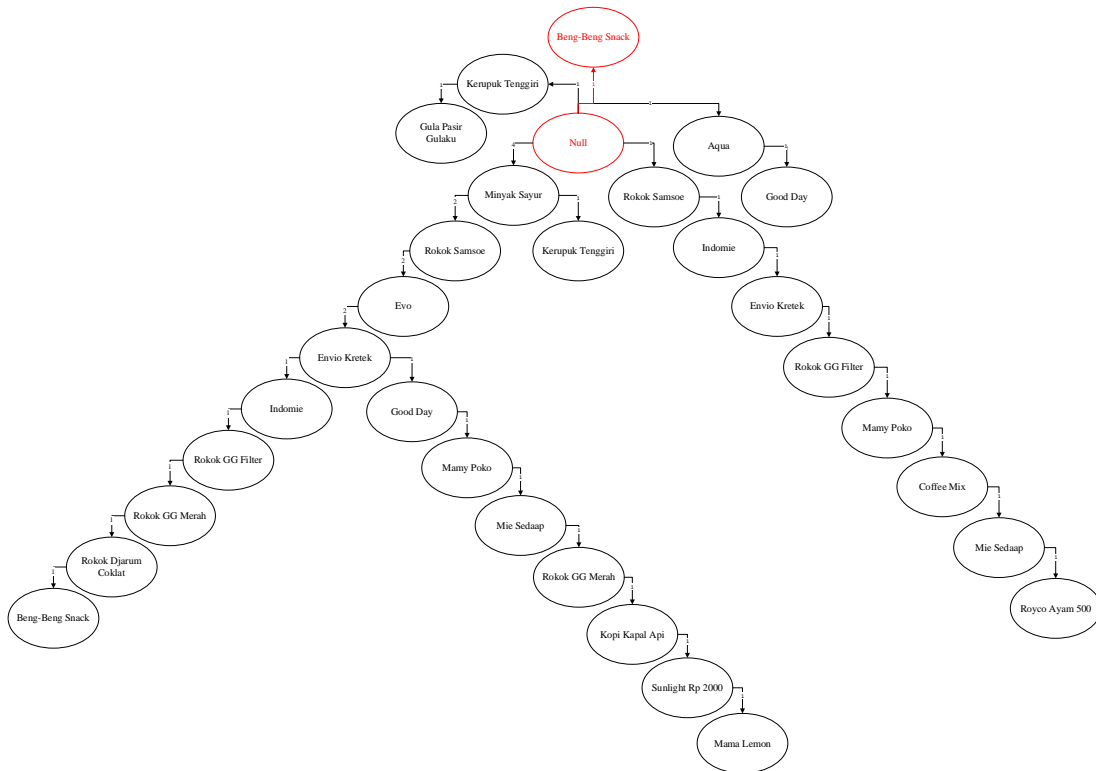
Pembacaan No Faktur 106322 {Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Good Day, Mamy Poko, Mie Sedaap, Rokok Gg Merah, Kopi Kapal Api, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon}



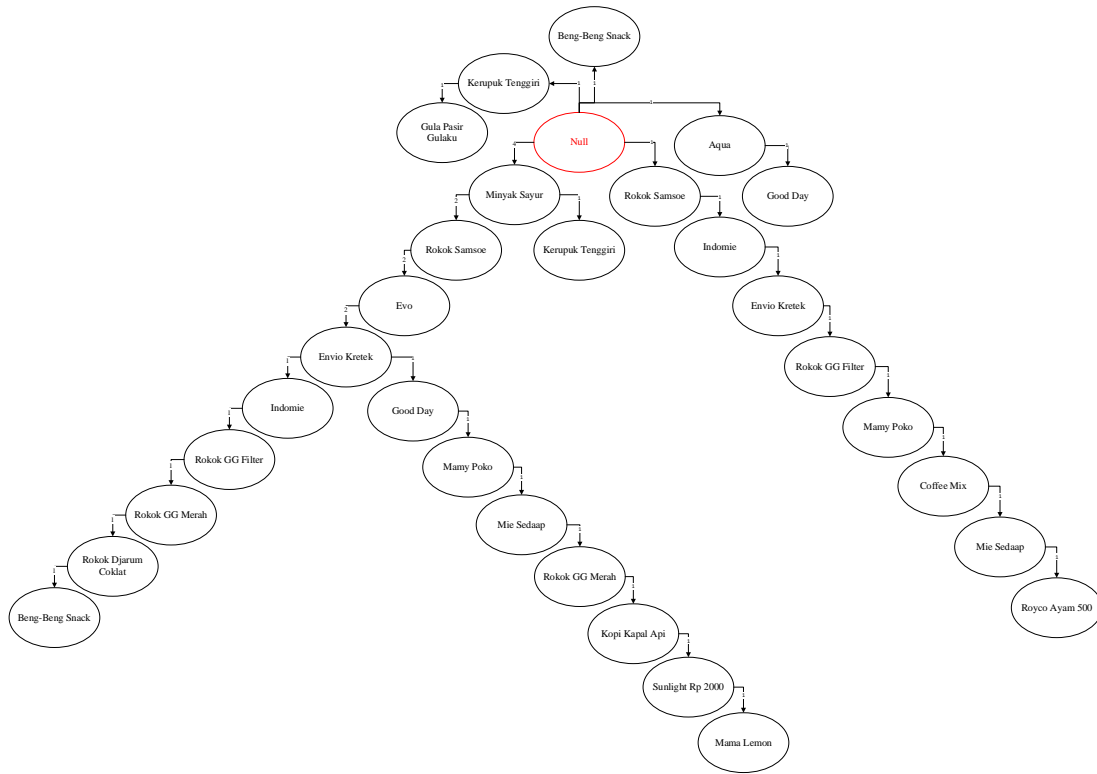
Pembacaan No Faktur 106362 {Kerupuk Tenggiri, Gula Pasir Gulaku}



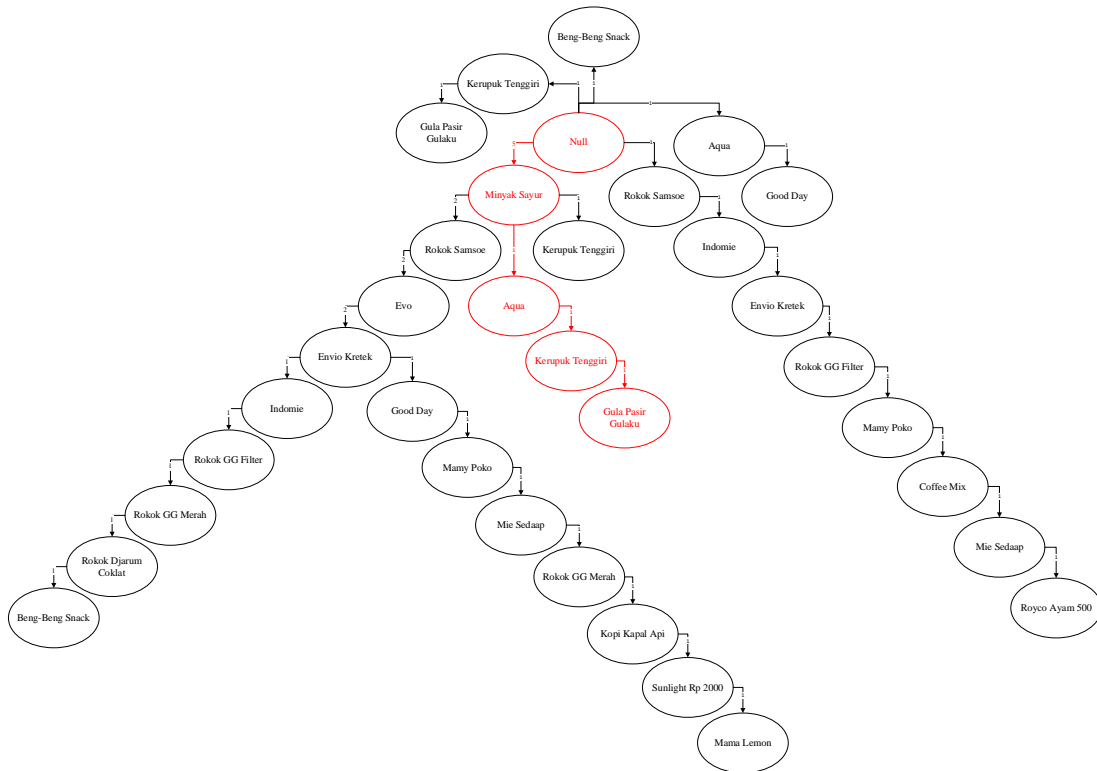
Pembacaan No Faktur 106413 {Beng-Beng Snack}



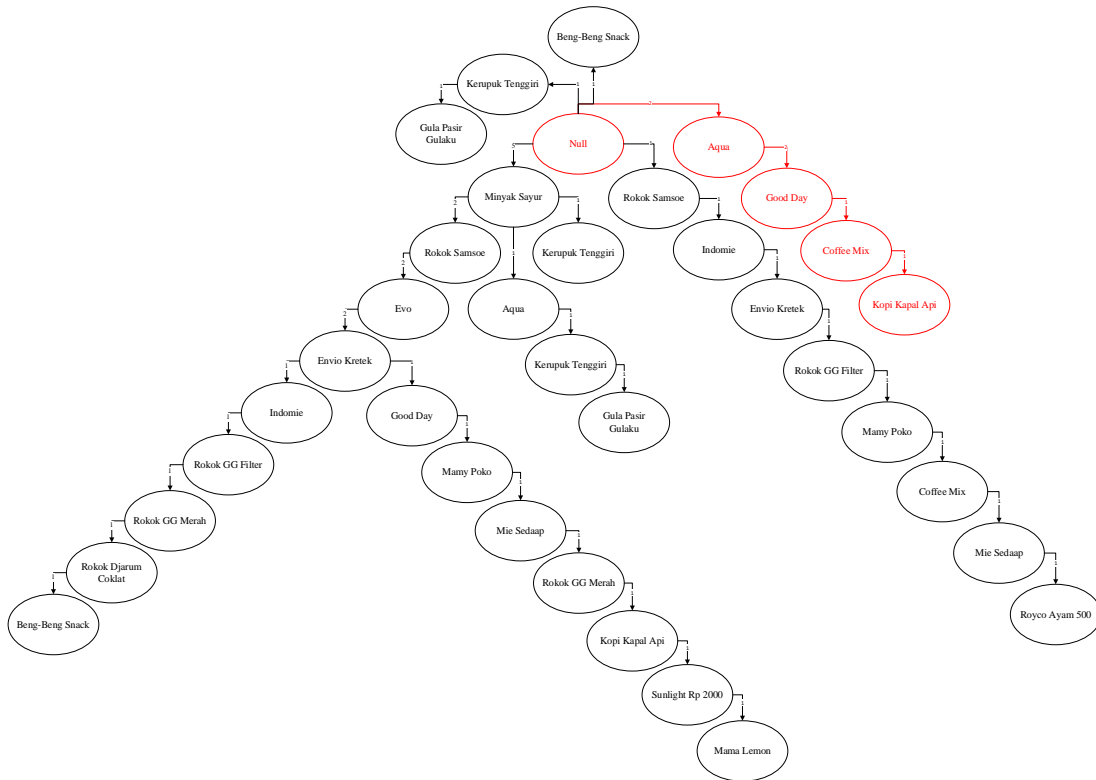
Pembacaan No Faktur 106449 {-}



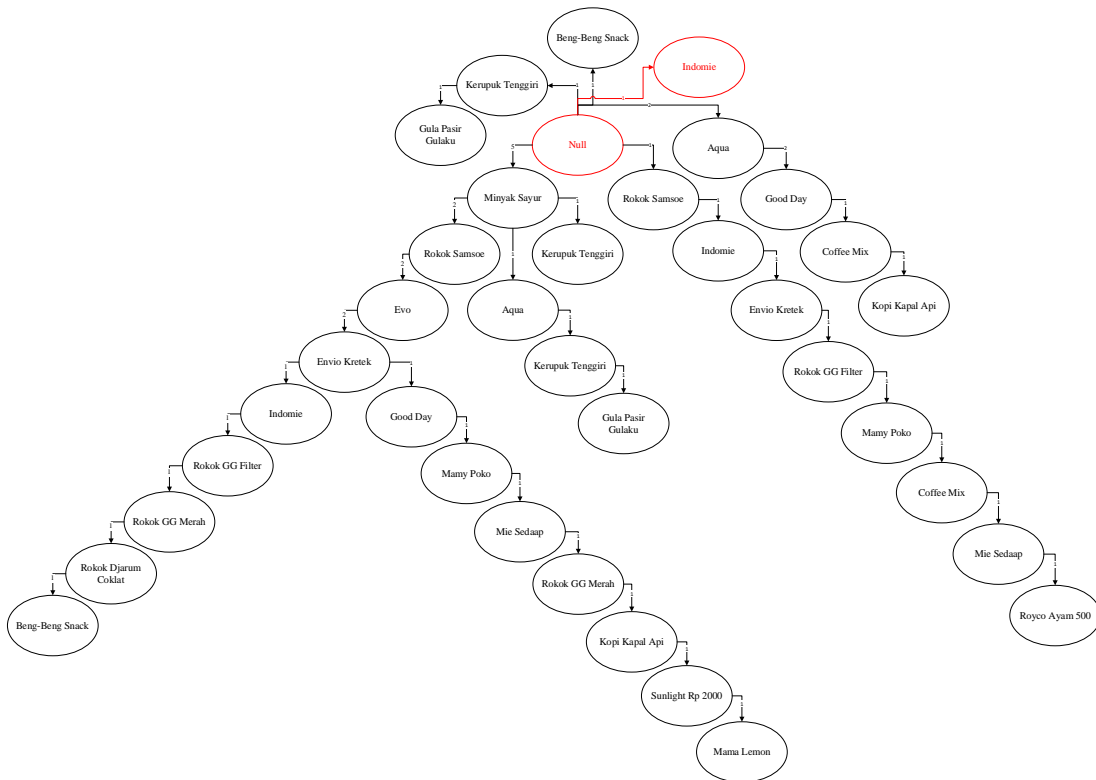
Pembacaan No Faktur 106493 {Minyak Sayur, Aqua, Kerupuk Tenggiri, Gula Pasir Gulaku}



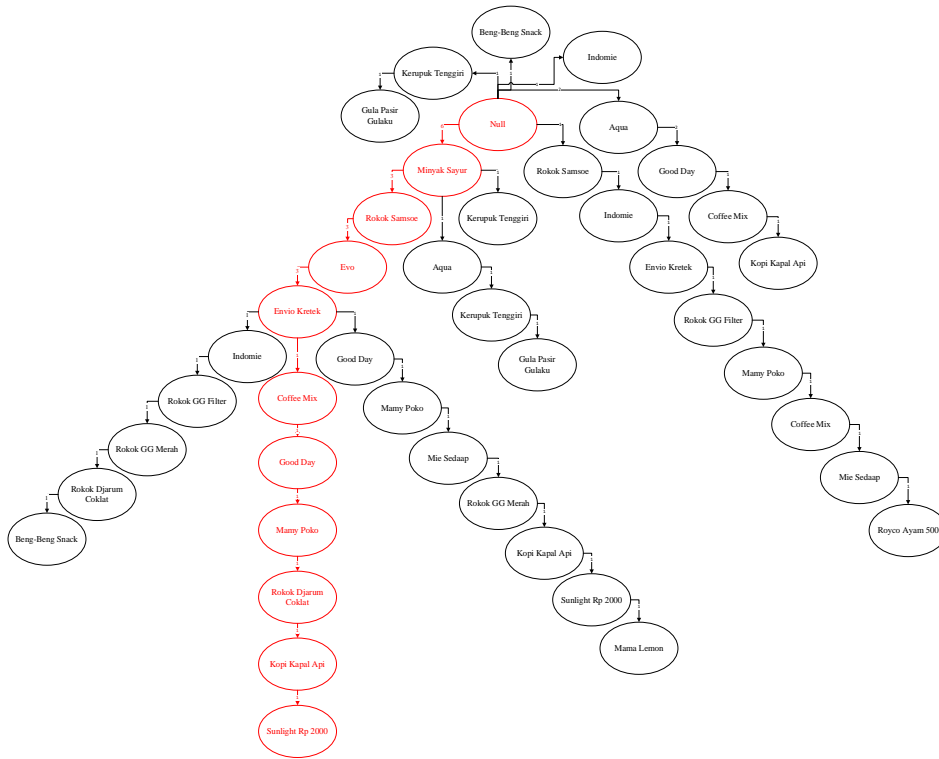
Pembacaan No Faktur 106518 {Aqua, Coffee Mix, Good Day, Kopi Kapal Api}



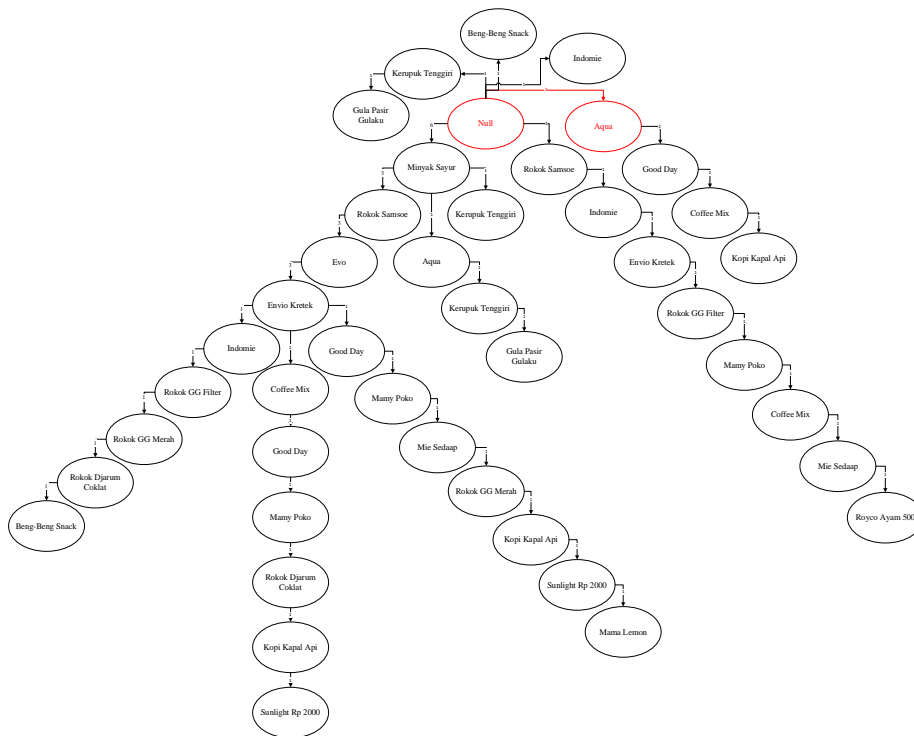
Pembacaan No Faktur 106551 {Indomie}



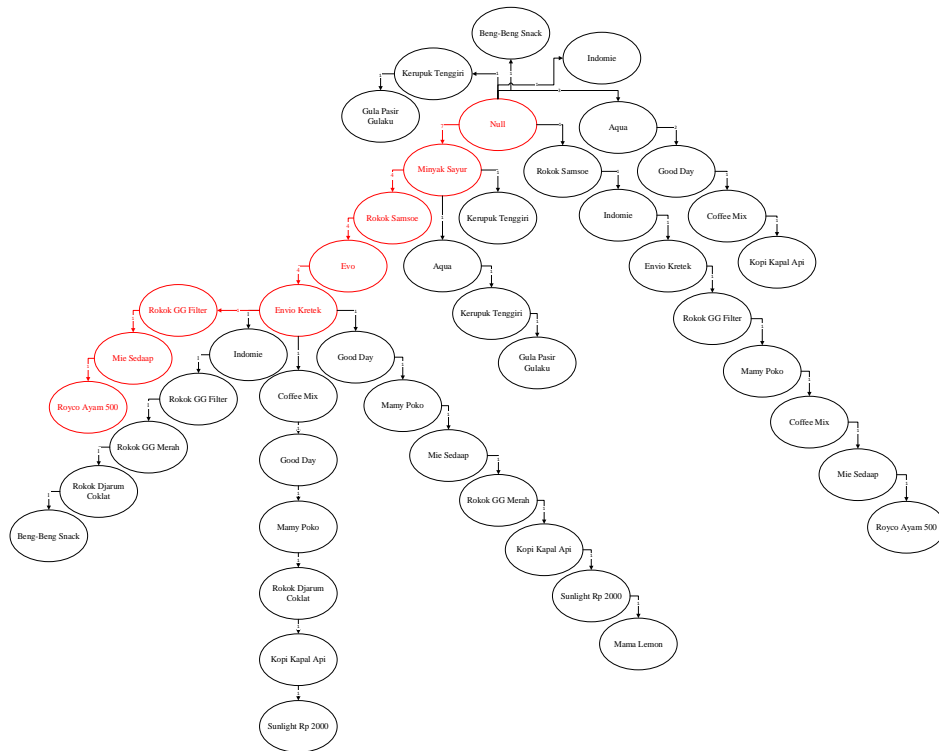
Pembacaan No Faktur 106585 {Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Coffee Mix, Good Day, Mamy Poko, Rokok Djarum Coklat, Kopi Kapal Api, Sunlight Rp 2000}



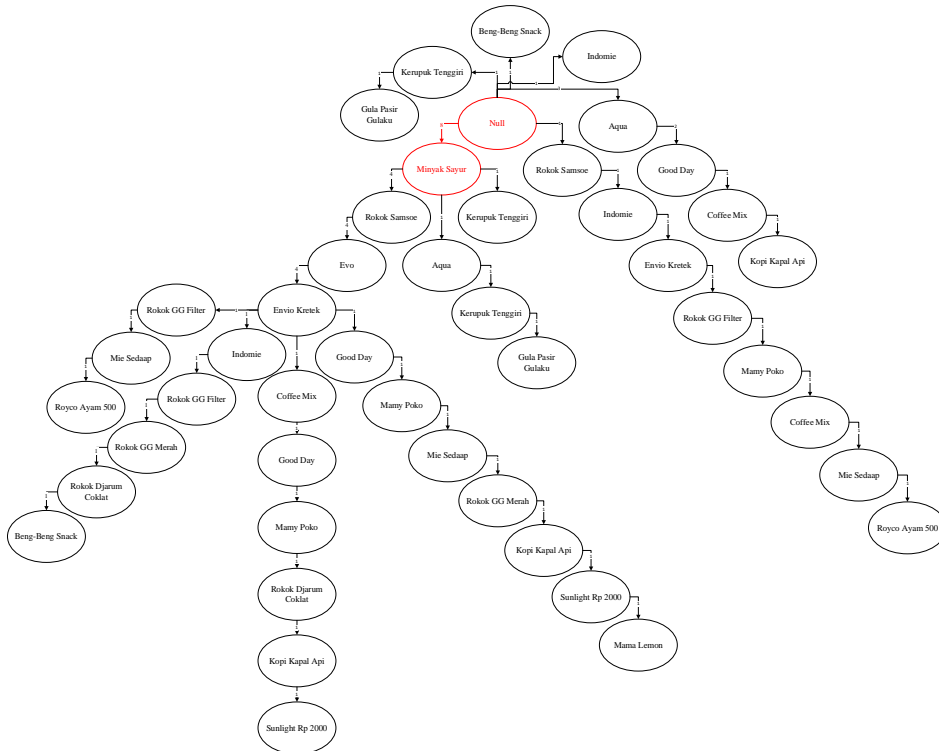
Pembacaan No Faktur 106647 {Aqua}



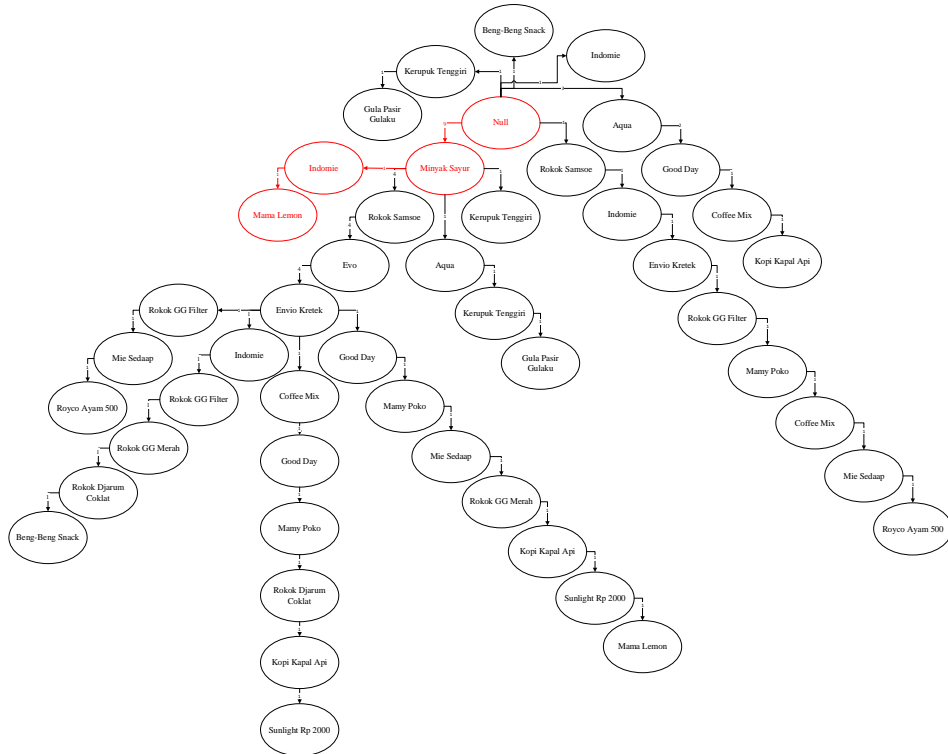
Pembacaan No Faktur 106686 {Minyak Sayur, Rokok Samsoe, Envio Kretek, Evo, Rokok Gg Filter, Mie Sedaap, Royco Ayam 500}



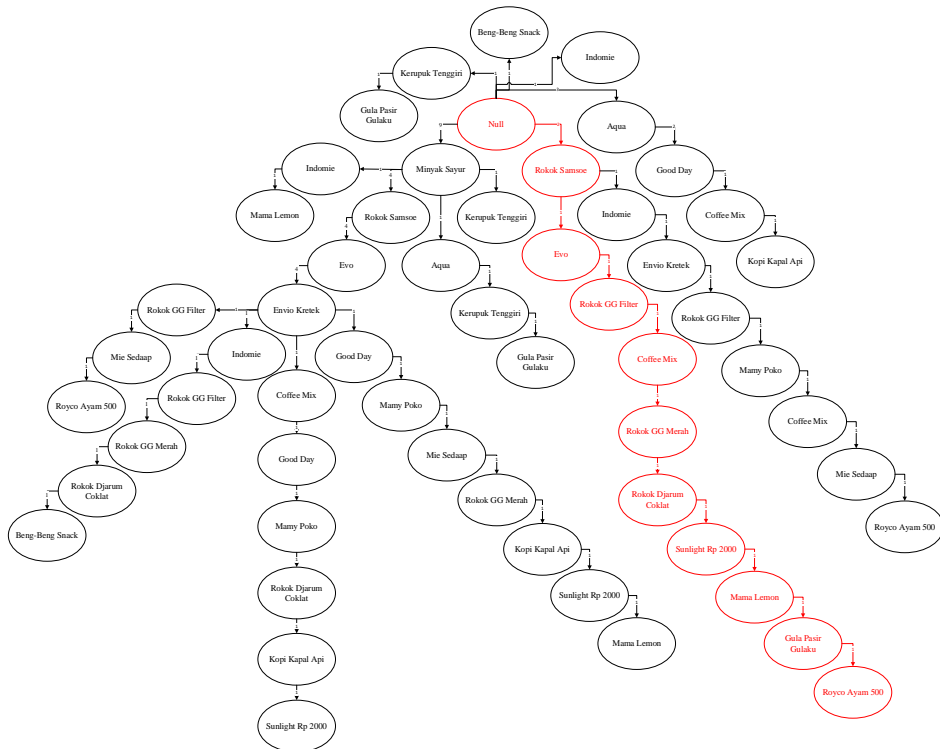
Pembacaan No Faktur 106647 {Minyak Sayur}



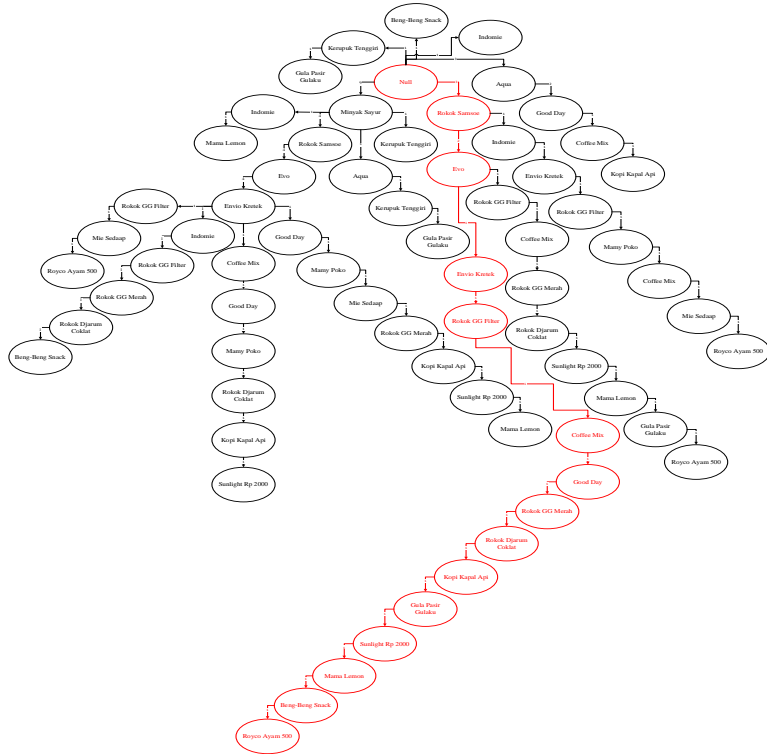
Pembacaan No Faktur 106757 {Minyak Sayur, Indomie, Mama Lemon}



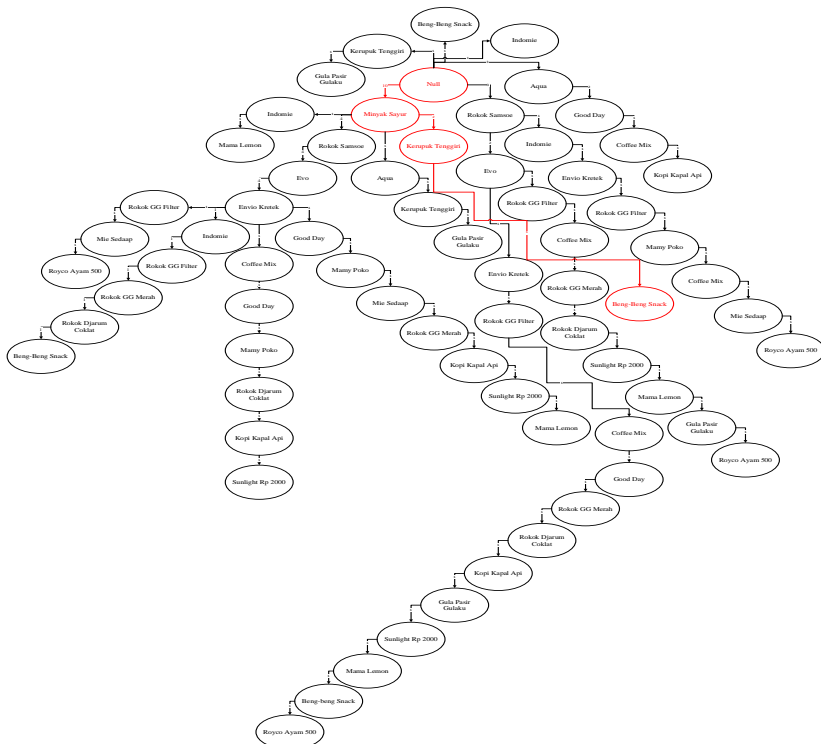
Pembacaan No Faktur 106789 {Rokok Samsoe, Evo, Rokok Gg Filter, Coffee Mix, Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon, Gula Pasir Gulaku, Royco Ayam 500}



Pembacaan No Faktur 106802 {Rokok Samsoe, Evo, Envio Kretek, Rokok Gg Filter, Coffee Mix, Good Day, Rokok Gg Merah, Rokok Djarum Coklat, Kopi Kapal Api, Gula Pasir Gulaku, Sunlight Rp 2000, Mama Lemon, Beng-beng snack, Royco Ayam 500}



Pembacaan No Faktur 106841 {Minyak Sayur, Kerupuk Tenggiri, Beng-beng Snack}



Lampiran 6 Perhitungan Minimum Support dan Minimum Confidence

Nilai Minimum Support

Support (Minyak Sayur → Kerupuk Tenggiri)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Rokok Samsoe → Royco Ayam 500)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Evo → Royco Ayam 500)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Envio Kretek → Royco Ayam 500)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Coffee Mix → Royco Ayam 500)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Minyak Sayur → Mama Lemon)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Rokok Samsoe → Mama Lemon)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Evo → Mama Lemon)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Rokok GG Merah → Mama Lemon)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Sunlight RP 2000 → Mama Lemon)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Rokok Samsoe → Kopi Kapal Api)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Evo → Kopi Kapal Api)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Good Day → Kopi Kapal Api)	$= \frac{4}{15} \times 100\%$ $= 26,67\%$
Support (Coffee Mix → Kopi Kapal Api)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Rokok Samsoe → Sunlight Rp 2000)	$= \frac{4}{15} \times 100\%$ $= 26,67\%$
Support (Envio Kretek → Sunlight Rp 2000)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Good Day → Sunlight Rp 2000)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$

Support (Rokok GG Merah → Sunlight Rp 2000)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Kopi Kapal Api → Sunlight Rp 2000)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Rokok Djarum Coklat → Sunlight Rp 2000)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$
Support (Coffee Mix → Sunlight Rp 2000)	$= \frac{3}{15} \times 100\%$ $= 20\%$

Nilai Minimum Confidence

Confidence (Minyak Sayur → Kerupuk Tenggiri)	$= \frac{3}{6} \times 100\%$ $= 50\%$
Confidence (Rokok Samsoe → Royco Ayam 500)	$= \frac{3}{16} \times 100\%$ $= 18,75\%$
Confidence (Evo → Royco Ayam 500)	$= \frac{3}{9} \times 100\%$ $= 33,33\%$
Confidence (Envio Kretek → Royco Ayam 500)	$= \frac{3}{6} \times 100\%$ $= 50\%$
Confidence (Coffee Mix → Royco Ayam 500)	$= \frac{3}{9} \times 100\%$ $= 33,33\%$
Confidence (Minyak Sayur → Mama Lemon)	$= \frac{3}{6} \times 100\%$ $= 50\%$
Confidence (Rokok Samsoe → Mama Lemon)	$= \frac{3}{16} \times 100\%$ $= 18,75\%$
Confidence (Evo → Mama Lemon)	$= \frac{3}{9} \times 100\%$ $= 33,33\%$
Confidence (Rokok GG Merah → Mama Lemon)	$= \frac{3}{6} \times 100\%$ $= 50\%$
Confidence (Sunlight RP 2000 → Mama Lemon)	$= \frac{3}{25} \times 100\%$ $= 12\%$
Confidence (Rokok Samsoe → Kopi Kapal Api)	$= \frac{3}{16} \times 100\%$ $= 18,75\%$
Confidence (Evo → Kopi Kapal Api)	$= \frac{3}{9} \times 100\%$ $= 33,33\%$
Confidence (Good Day → Kopi Kapal Api)	$= \frac{4}{19} \times 100\%$ $= 26,32\%$

Confidence (Coffee Mix → Kopi Kapal Api)	$= \frac{3}{9} \times 100\%$ $= 33,33\%$
Confidence (Rokok Samsoe → Sunlight Rp 2000)	$= \frac{4}{16} \times 100\%$ $= 25\%$
Confidence (Envio Kretek → Sunlight Rp 2000)	$= \frac{3}{6} \times 100\%$ $= 50\%$
Confidence (Good Day → Sunlight Rp 2000)	$= \frac{3}{19} \times 100\%$ $= 15,79\%$
Confidence (Rokok GG Merah → Sunlight Rp 2000)	$= \frac{3}{6} \times 100\%$ $= 50\%$
Confidence (Kopi Kapal Api → Sunlight Rp 2000)	$= \frac{3}{16} \times 100\%$ $= 18,75\%$
Confidence (Rokok Djarum Coklat → Sunlight Rp 2000)	$= \frac{3}{3} \times 100\%$ $= 100\%$
Confidence (Coffee Mix → Sunlight Rp 2000)	$= \frac{3}{9} \times 100\%$ $= 33,33\%$