

IMPLEMENTASI ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK ANALISIS POLA ASOSIASI PENJUALAN PADA MINI RESTO JURAGAN NASBAK

Farras Ramadhan ¹, Nining Rahaningsih ², Raditya Danar Dana³, Cep Lukman Rohmat⁴

^{1,2,3,4} Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Cirebon; Jl. Perjuangan No. 10 B Majasem Kota Cirebon; 62231490480

Received: 5 Februari 2025

Accepted: 19 Maret 2025

Published: 14 April 2025

Keywords:

Data Mining; FP-Growth;
Pola Pembelian; Mini Resto;
Analisis Asosiasi.

Correspondent Email:

farrasramadhan07@gmail.com

Abstrak. Kemajuan teknologi informasi telah memberikan pengaruh besar di berbagai bidang, termasuk sektor kuliner. Mini Resto Juragan Nasbak menghadapi kendala berupa kurangnya sistem analisis data yang memadai, sehingga pola pembelian pelanggan belum dapat dioptimalkan untuk menunjang strategi pemasaran. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan dengan menggunakan algoritma FP-Growth. Tahapan sistematis yang dilakukan, yaitu pengumpulan data, seleksi data, pre-processing, transformasi data, analisis dengan algoritma FP-Growth, evaluasi hasil, hingga interpretasi. Analisis dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak RapidMiner untuk memastikan hasil yang akurat dan proses yang lebih mudah dalam mengolah data yang kompleks. Parameter yang digunakan adalah minimum support sebesar 40% dan confidence 80%, guna memastikan relevansi pola yang ditemukan. Hasil analisis menunjukkan adanya pola pembelian yang signifikan, seperti kombinasi antara Nasi Bakar Tongkol dan Nasi Bakar Ayam kecap dengan Cireng Baso, yang memiliki tingkat confidence hingga 82,6% merupakan kombinasi dengan nilai Confidence tertinggi. Temuan ini membuka peluang bagi Mini Resto Juragan Nasbak untuk mengembangkan strategi promosi, seperti penawaran paket menu. Penelitian ini juga memberikan ruang bagi studi lanjutan, seperti eksplorasi algoritma lain atau penambahan variabel, seperti waktu transaksi dan preferensi pelanggan, untuk menghasilkan analisis yang lebih komprehensif.

Abstract. Advances in information technology have had a great influence in various fields, including the culinary sector. Mini Resto Juragan Nasbak faces obstacles in the form of a lack of an adequate data analysis system, so that customer purchase patterns have not been optimized to support marketing strategies. This research aims to identify customer purchase patterns using the FP-Growth algorithm. The systematic stages carried out are data collection, data selection, pre-processing, data transformation, analysis with the FP-Growth algorithm, evaluation of results, and interpretation. The analysis was carried out using RapidMiner software to ensure accurate results and an easier process of processing complex data. The parameters used are a minimum support of 40% and a confidence of 80%, to ensure the relevance of the pattern found. The results of the analysis showed that there was a significant purchase pattern, such as the combination of Nasi Bakar Tongkol and Nasi Bakar Ayam Soy Sauce with Cireng Baso, which had a confidence level of up to 82.6% was the combination with the highest confidence value. This finding opens up opportunities for Mini Resto Juragan Nasbak to develop promotional strategies, such as offering menu packages. The research also provides room for further studies, such as the exploration of other algorithms or the addition of variables, such as transaction timing and customer preferences, to produce a more comprehensive analysis.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi saat ini telah mengubah berbagai sektor secara signifikan, termasuk industri kuliner. Dalam konteks ini, analisis data menjadi sangat penting untuk memahami perilaku konsumen dan tren pasar yang muncul. Analisis data merupakan kegiatan mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu[1]. Salah satu metode yang efektif untuk melakukan analisis data adalah algoritma *FP-Growth*, yang dirancang untuk menemukan pola asosiasi dalam *dataset* yang besar dengan tingkat efisiensi yang tinggi[2]. Menurut [3], algoritma ini dapat digunakan untuk menganalisis data transaksi penjualan serta mengidentifikasi kombinasi menu yang sering dibeli bersamaan.

Meski algoritma *FP-Growth* telah terbukti efektif dalam penelitian terdahulu, penerapannya di sektor kuliner masih menghadapi beberapa tantangan, khususnya dalam memahami pasar yang dinamis. Tantangan utama yang dihadapi bisnis kuliner terletak pada kompleksitas identifikasi pola pembelian pelanggan, yang diperumit oleh volume data transaksi yang besar dan bervariasi, serta keterbatasan alat analisis yang memadai.

Berbagai penelitian telah mengeksplorasi penerapan algoritma *FP-Growth* dalam mengidentifikasi pola pembelian di sektor bisnis. Misalnya, riset oleh [4] berjudul “Algoritma *FP-Growth* untuk Menentukan Rekomendasi Penjualan Tanaman Hidroponik di Mentaya Ponik” berhasil menemukan aturan asosiasi, seperti kecenderungan pelanggan yang membeli tanaman Selada Air untuk juga membeli tanaman Pakcoy. Penelitian lainnya oleh [5] dalam studi berjudul “Penerapan *FP-Growth* dalam Menganalisis Data Penjualan di Toko X” mengidentifikasi pola pembelian pelanggan dengan tingkat kepercayaan hingga 75% untuk produk Abc Mie Ayam Bawang, yang menunjukkan kecenderungan signifikan dalam perilaku pembelian pelanggan. Sementara itu, [6] dalam penelitiannya yang berjudul “Penerapan Algoritma *Frequent Pattern-Growth* untuk Rekomendasi Menu Makanan dan Minuman” menemukan pola

pembelian di Kedai Teras Ciremai, khususnya pada kombinasi menu makanan dan minuman yang sering dipesan bersamaan. Misalnya, pembelian corndog sosis sering diikuti dengan pesanan minuman Pop Ice rasa alpukat.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma *FP-Growth* dalam menganalisis pola pembelian konsumen di Mini Resto Juragan Nasbak, dengan tujuan mendukung pengambilan keputusan bisnis yang lebih akurat. Secara khusus, penelitian ini berfokus pada identifikasi kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan, yang nantinya dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan efektivitas rekomendasi penjualan. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang berarti dalam pengembangan ilmu pengetahuan, khususnya pada bidang data mining dan management. Selain itu, hasil penelitian ini dapat menjadi referensi bagi studi lanjutan yang ingin mengeksplorasi lebih jauh penerapan algoritma *FP-Growth* di sektor usaha mikro, sekaligus memperkaya pemahaman tentang perilaku konsumen dalam bisnis kuliner.

Penelitian ini akan menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan deskriptif. Algoritma *FP-Growth* dipilih sebagai metode utama untuk menganalisis data transaksi di Mini Resto Juragan Nasbak. Algoritma ini mampu mengidentifikasi pola frekuensi tinggi dalam kumpulan data besar. Hasil analisis akan disajikan dalam bentuk aturan asosiasi yang mengungkap keterkaitan produk-produk yang sering dibeli secara bersamaan.

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang berarti dalam memperdalam pemahaman mengenai pola pembelian konsumen pada usaha mikro di sektor kuliner. Temuan yang dihasilkan dapat dimanfaatkan oleh pemilik usaha kecil dan menengah dalam industri kuliner untuk merancang strategi pemasaran yang lebih efektif, mengoptimalkan pengelolaan stok produk, dan meningkatkan kualitas pelayanan dengan menyediakan rekomendasi menu yang sesuai dengan preferensi pelanggan. Lebih lanjut, hasil penelitian ini dapat menjadi pijakan bagi studi lanjutan terkait penerapan *data mining* dalam industri makanan, sekaligus

memperkuat penggunaan algoritma *FP-Growth* dalam analisis pola konsumsi di sektor ini.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Observasi

Observasi (pengamatan langsung) adalah teknik pengumpulan data dengan cara mengamati secara langsung di lapangan. Metode ini dilakukan dengan memperhatikan objek atau fenomena dalam lingkungan aslinya untuk memperoleh informasi yang valid. Tujuan dari observasi adalah mendokumentasikan pola, perilaku, atau interaksi yang terjadi dalam situasi tertentu untuk digunakan sebagai bahan analisis lebih lanjut. Berdasarkan pendapat para ahli seperti Sugiyono dan Arikunto, observasi dapat dilakukan secara sistematis maupun bebas, sesuai dengan kebutuhan penelitian. Sebagai pendekatan berbasis pengalaman langsung, observasi sering digunakan dalam penelitian kualitatif maupun kuantitatif untuk menghasilkan data yang relevan dan terpercaya[7].

2.2 Data Selection

Data Selection adalah memilih data yang akan digunakan dalam proses algoritma. Pada RapidMiner, Data Selection dilakukan dengan memilih data yang relevan menggunakan berbagai operator yang disediakan oleh platform. Salah satu operator penting adalah Select Attributes, yang berfungsi untuk menentukan atribut atau variabel tertentu dari dataset yang akan digunakan dalam analisis. Proses ini dapat dilakukan secara manual dengan memilih atribut berdasarkan nama, atau secara otomatis menggunakan kriteria tertentu seperti jenis data, statistik atribut, atau nilai spesifik yang diinginkan. Tujuan dari Data Selection menciptakan himpunan data target, pemilihan himpunan data, atau memfokuskan pada subset variabel atau sampel data, dimana penemuan (discovery) akan dilakukan[8].

2.3 Pre-processing

Pre-processing adalah tahap untuk melakukan transformasi data agar sesuai dengan format seharusnya dan dapat diproses. Preprocessing di RapidMiner melibatkan berbagai tahapan untuk mempersiapkan data sebelum analisis utama, dengan tujuan

memperbaiki kualitas data dan memastikan hasil analisis yang lebih akurat. Proses ini mencakup langkah-langkah seperti pembersihan data, transformasi, normalisasi, serta penanganan data yang hilang. Dalam pembersihan data, operator seperti Replace Missing Values digunakan untuk mengatasi kekurangan data, sedangkan Remove Duplicates berfungsi untuk menghilangkan duplikasi dalam dataset[9].

2.4 Data Transformation

Data Transformation adalah proses mengubah data ke dalam bentuk yang dapat digunakan dalam perhitungan suatu algoritma. Transformasi data dari numerik ke binomial adalah proses mengubah data numerik menjadi data kategorikal dengan dua kategori (binomial). Di RapidMiner, proses ini dapat dilakukan dengan menggunakan operator Numerical to Binomial, yang mengelompokkan nilai numerik berdasarkan kriteria tertentu, seperti ambang batas atau kondisi logis. Sebagai contoh, nilai yang lebih besar dari ambang batas tertentu dapat diklasifikasikan sebagai "1" (true), sementara nilai yang lebih kecil dikategorikan sebagai "0" (false). Transformasi ini sering diterapkan dalam analisis yang membutuhkan data dalam format biner, seperti model klasifikasi atau algoritma berbasis logika, sehingga mempermudah analisis dan interpretasi hasil[10].

2.5 Data Mining

Data mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Teknik-teknik, metode-metode, atau algoritma dalam data mining sangat bervariasi. pemilihan metode atau algoritma yang tepat sangat bergantung pada tujuan dan proses Knowledge Discovery in Database (KDD) secara keseluruhan. Data mining menggunakan algoritma *FP-Growth* di RapidMiner bertujuan untuk mengidentifikasi pola atau asosiasi antara item dalam dataset transaksi. Proses dimulai dengan menyiapkan data transaksi yang mencatat item-item yang dibeli bersama. Kemudian, operator *FP-Growth* digunakan untuk mencari frequent itemsets berdasarkan nilai minimum support yang telah ditentukan, yang menunjukkan seberapa sering item atau

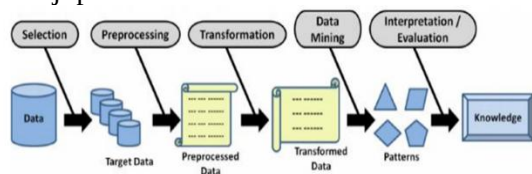
kombinasi item muncul dalam data. Setelah frequent itemsets ditemukan, operator seperti Create Association Rules dapat digunakan untuk menghasilkan aturan asosiasi berdasarkan tingkat confidence yang diinginkan. Hasil dari proses ini adalah pola atau aturan yang mengungkap hubungan antara item, yang berguna untuk strategi bisnis seperti rekomendasi produk atau perencanaan promosi[11].

2.6 Evaluasi

Evaluasi adalah suatu prosedur ilmiah yang sistematis yang dilakukan untuk mengukur hasil program atau proyek (efektifitas suatu program), apakah telah sesuai dengan tujuan yang direncanakan atau tidak, yang dilakukan dengan cara mengumpulkan, menganalisis dan mengkaji pelaksanaan program yang dilakukan secara objektif[12]

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan deskriptif dengan metode eksperimen kuantitatif untuk menganalisis pola transaksi penjualan di Mini Resto Juragan Nasbak. Metode ini dirancang secara sistematis untuk menghasilkan wawasan yang mendalam dan relevan. Adapun tahapan-tahapan yang dilalui tersaji pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

3.1 Pengumpulan Data

Pada tahap ini menggunakan operator *Retrieve*. Data yang digunakan berasal dari catatan penjualan harian Mini Resto Juragan Nasbak selama periode September hingga Oktober 2024. Sebanyak 1000 baris data transaksi dikumpulkan melalui metode observasi, mencakup informasi jenis produk, jumlah transaksi, serta kombinasi produk yang sering dibeli bersama. Data ini disimpan dalam format Excel dan diimpor ke perangkat lunak RapidMiner untuk keperluan analisis lebih lanjut.

3.2 Seleksi Data

Tahap ini dilakukan untuk memilih atribut yang relevan dengan tujuan penelitian. Operator *Select Attributes* dalam RapidMiner digunakan untuk menyaring data, sehingga hanya informasi yang dibutuhkan untuk analisis yang dipertahankan. Sebagai contoh, atribut seperti nama produk dan jumlah pembelian tetap dipertahankan, sementara data yang kurang relevan diabaikan.

3.3 Pre-processing Data

Pada tahap ini menggunakan operator *Filter Examples* dan *Remove Duplicates*. Proses pre-processing melibatkan pembersihan data dari nilai-nilai yang tidak valid, data duplikat, dan data yang hilang. Tujuannya adalah memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis benar-benar akurat. Selain itu, data dinormalisasi agar formatnya seragam dan sesuai dengan kebutuhan analisis.

3.4 Transformasi Data

Setelah data dibersihkan, tahap transformasi dilakukan dengan mengonversi data ke format binominal. Format ini digunakan untuk memungkinkan analisis pola transaksi dengan algoritma FP-Growth. Proses ini memastikan bahwa setiap produk dalam transaksi direpresentasikan secara efektif untuk mendukung analisis pola asosiasi. Pada tahap ini menggunakan operator *Numerical to Binominal*.

3.5 Analisis Data dengan Algoritma FP-Growth

Pada tahap ini menggunakan operator *FP-Growth* dan *Create Association Rules*. Algoritma *FP-Growth* diterapkan untuk menganalisis data transaksi dan mengidentifikasi pola pembelian produk yang sering muncul bersamaan. Parameter analisis meliputi minimum support sebesar 40% dan confidence sebesar 80%, yang digunakan untuk menyaring pola yang memiliki signifikansi tinggi. Algoritma ini memungkinkan pengolahan data transaksi dalam jumlah besar secara efisien.

3.6 Evaluasi dan Interpretasi Hasil

Aturan asosiasi yang ditemukan dari analisis algoritma *FP-Growth* dievaluasi untuk memastikan relevansi dan

keakuratannya. Pola-pola pembelian yang teridentifikasi kemudian diinterpretasikan untuk memberikan rekomendasi strategis, seperti pengaturan menu, promosi produk, dan pengelolaan stok bahan baku.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

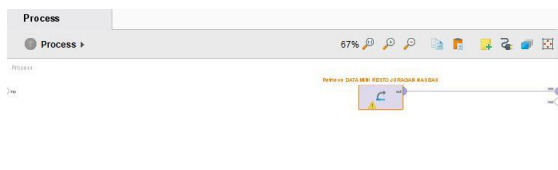
4.1 Observasi

Pengumpulan data dilakukan melalui metode observasi. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari catatan penjualan Mini Resto Juragan Nasbak, mencakup riwayat penjualan selama 1 bulan, yaitu periode September hingga Oktober 2024, dengan total 1000 baris data.

TANGGAL	TRANSAKSI	AYAM	PN	AYAM	M	N	ATI	N	CUMI	IN	UDANG	N	TONGKOL	CRG	AP	CRG	AD	CRG	KEU	CRG	BASCI	ST	URUS	ST	KULIT	
09/09/2024	1	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	3	0	3	0	3	1	3						
	2	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1						
	3	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	3	0	3	0							
	4	0	0	0	1	0	0	1	3	0	3	1	3	0	3	3	1	3	0							
	5	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	3	3	0	3							
	6	1	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	1	1	0	1	3	0	1							
	7	0	1	1	1	1	0	0	1	3	0	1	0	0	3	1	0	0	0							
	8	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	3	1	0	1	0	1						
	9	0	1	0	1	1	0	1	1	0	1	0	0	3	3	3	3	1	0	1						
	10	1	1	0	0	0	1	0	1	3	3	3	0	1	1											
10/10/2024	11	0	0	0	1	1	0	1	3	3	0	1	0	1	3	3	0	1	0							
	991	1	1	1	1	0	1	0	1	0	3	2	3	0	3	3										
	992	1	0	1	0	0	0	1	3	1	3	0	0	1	3	1	3	0	0	1						
	993	1	0	1	1	1	1	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0							
	994	1	0	1	0	0	0	0	2	0	3	2	0	0	3	2	0	0	0							
	995	1	0	1	1	0	1	0	1	0	3	0	0	0	0	0	1	1	1							
	996	0	0	0	1	0	1	1	0	2	1	0	2	2	0	0	0	0	2							
	997	0	1	0	1	1	0	1	0	1	3	1	2	0	1	0										
	998	1	0	0	1	0	1	0	1	0	2	1	0	2	1	1	1									
	999	1	0	1	1	1	1	0	2	3	2	3	1	0	1	0	1									
1000	0	0	1	1	1	1	0	2	0	0	1	1	0	2	0	0	1	1								

Gambar 2. Dataset yang diperoleh

Pada tahap ini menggunakan operator Retrieve untuk mengimpor data berformat excel yang tersimpan di komputer pengguna ke dalam proses pengolahan data yang sedang berlangsung di perangkat RapidMiner versi 9.10.013 untuk parameter yang digunakan adalah parameter default. Rancangan yang diperoleh adalah sebagai berikut:

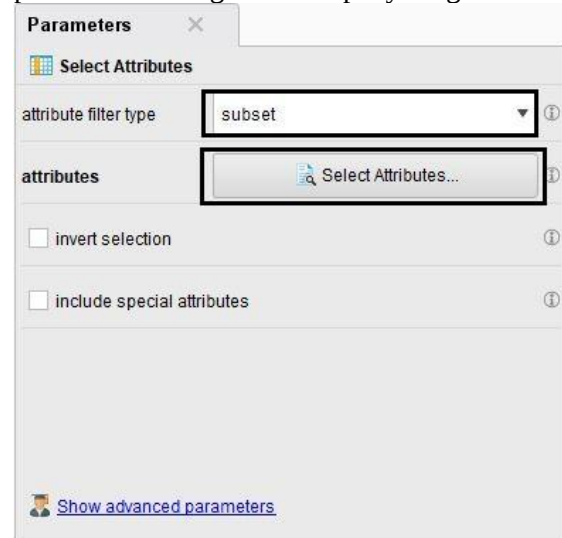


Gambar 3. Rancangan Awal

4.2 Data Selection

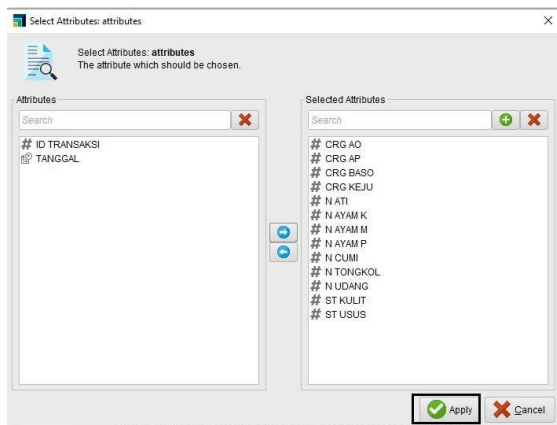
Setelah mengikuti langkah-langkah pada tahapan sebelumnya, lanjutkan dengan menggunakan Operator Select Attributes. Operator ini berfungsi untuk memilih atribut yang relevan yang akan digunakan dalam penelitian, sehingga hanya data yang diperlukan saja yang disertakan dalam analisis. Pada dataset penjualan Mini Resto Juragan Nasbak tidak semua atribut digunakan dalam proses penelitian sehingga ada beberapa atribut yang

dikecualikan menggunakan Operator Select Attributes. Langkah-langkahnya adalah, Pada panel parameter di sebelah kanan, klik tanda panah di kotak Attribute Filter Type untuk membuka opsi filter. Dari pilihan yang tersedia, pilih Subset sebagai metode penyaringan atribut



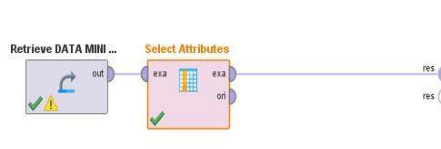
Gambar 4. Parameter Select Attributes

Setelah memilih *Subset* klik *Select Attributes* dan daftar atribut akan muncul. Di sini, Anda bisa memilih atribut yang relevan untuk analisis dan mengecualikan atribut yang tidak diperlukan, kemudian klik *Apply*. Dalam penelitian ini, seluruh atribut dalam *dataset* penjualan Mini Resto Juragan Nasbak dimasukkan ke dalam analisis, dengan pengecualian pada atribut 'tanggal' dan 'id transaksi.' Kedua atribut ini dikeluarkan karena dianggap kurang relevan atau tidak memberikan kontribusi langsung terhadap tujuan analisis. Dengan mengecualikan atribut 'tanggal' dan 'id transaksi,' penelitian dapat lebih fokus pada variabel-variabel yang berhubungan langsung dengan pola penjualan.



Gambar 5. Setting Parameter Select Attributes

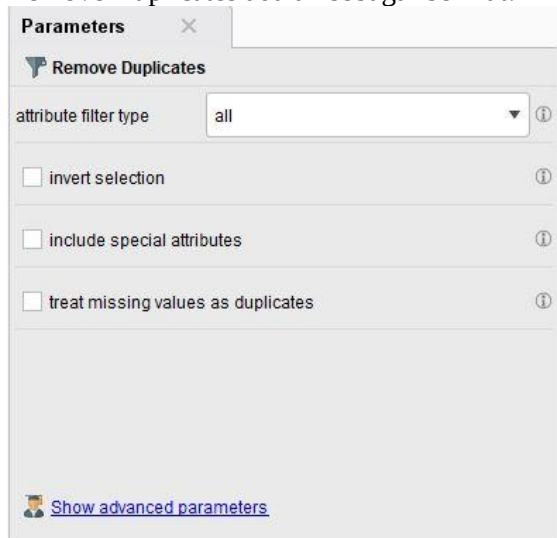
Rancangan yang diperoleh:



Gambar 6. Rancangan Data Selection

4.3 Pre-processing

Langkah awal adalah memeriksa dan menghapus data duplikat. Tujuan dari langkah ini adalah untuk menghilangkan baris-baris data yang identik, yang berpotensi mengurangi akurasi hasil analisis. Proses penghapusan data duplikat dilakukan dengan menggunakan operator *Remove Duplicates* pada *RapidMiner*, yang secara otomatis mendeteksi dan menghapus entri dengan nilai yang sama berdasarkan atribut tertentu. Parameter yang muncul ketika anda menambahkan operator *Remove Duplicates* adalah sebagai berikut:



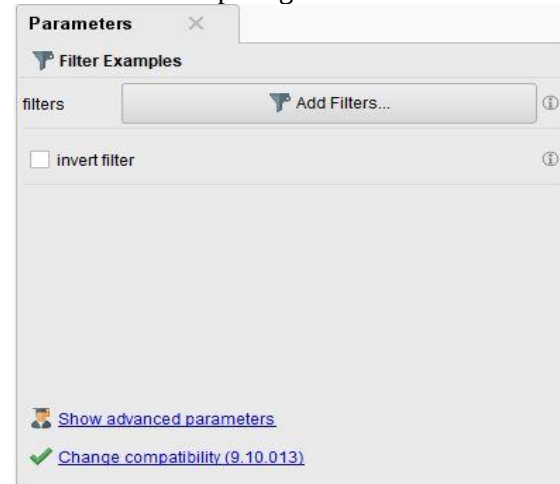
Gambar 7. Parameter Remove Duplicates

Pada tahap ini, pengaturan terhadap attribute filter type tidak perlu dilakukan karena semua atribut yang dibutuhkan telah diatur sebelumnya pada tahap Data Selection. Klik ikon "Run".

Row No.	N AYAM P	N AYAM K	N AYAM M	N ATI	N CUMI	N UDANG	N TONGKOL	CRG AP	CRG
1	0	1	0	1	1	0	0	0	3
2	1	0	1	1	0	0	0	0	0
3	0	0	1	1	0	0	0	0	0
4	0	0	1	1	0	0	1	3	0
5	0	0	1	0	1	1	0	0	0
6	1	0	0	0	1	0	1	1	0
7	0	1	1	1	1	0	1	0	3
8	0	0	0	0	1	0	0	0	0
9	0	1	0	1	1	1	0	0	3
10	1	1	0	0	1	0	1	3	3
11	0	0	0	1	1	0	1	3	3
12	0	0	0	1	0	1	0	3	0
13	0	1	1	0	1	1	0	3	0
14	0	0	1	0	0	0	0	0	3

Gambar 8. Result Remove Duplicates

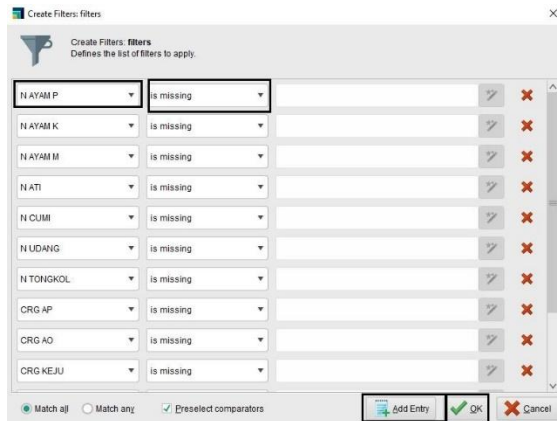
Pada Gambar 8 memperlihatkan bahwa proses *remove duplicates* telah dilakukan, namun data yang dihasilkan tidak berubah atau tetap utuh karena data awal tidak memiliki duplikasi. Langkah berikutnya adalah memeriksa dan menghapus *missing values* menggunakan operator *Filter Examples* di *RapidMiner*, operator *Filter Examples* memungkinkan penghapusan baris yang tidak lengkap secara selektif, sehingga hanya data yang valid dan lengkap yang digunakan dalam analisis berikutnya. Setelah menambahkan operator *Filter Examples* parameter yang muncul adalah seperti gambar berikut:



Gambar 9. Parameter Filter Examples

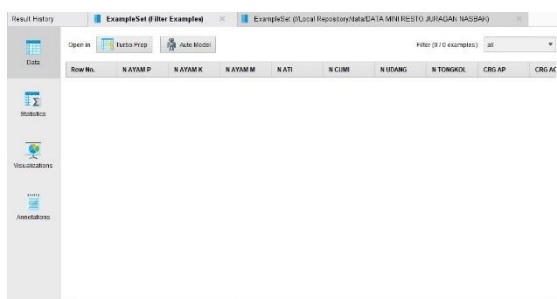
Pilih atribut atau kolom yang ingin Anda periksa dengan kondisi tertentu. Setelah atribut dipilih, atur kondisinya. Untuk mengidentifikasi nilai kosong, pilih "is missing" sebagai kondisi filter. Langkah ini akan menyaring baris dengan nilai kosong pada atribut yang dipilih. Lalu klik *Add Entry* untuk

menambahkan atribut yang ingin diperiksa untuk dicari *missing value*, lakukan berulang sehingga semua atribut telah ditambahkan. Kemudian klik *Ok*.



Gambar 10. Setting Parameter Filter Examples

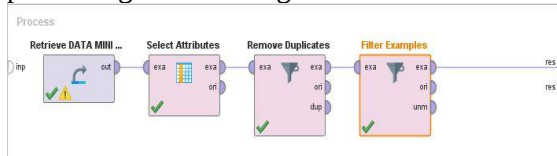
Untuk melihat hasil dari proses ini klik ikon *run*, maka hasil akan divisualisasikan seperti gambar berikut ini:



Gambar 11. Result Filter Examples

Gambar 11 tidak menampilkan data apapun yang berarti bahwa data tidak memiliki *missing value*. Tahapan *preprocessing* telah berhasil dilakukan, tidak terdapat nilai *missing value* maupun duplikasi data.

Rancangan yang diperoleh dari tahap Pre-processing adalah sebagai berikut:

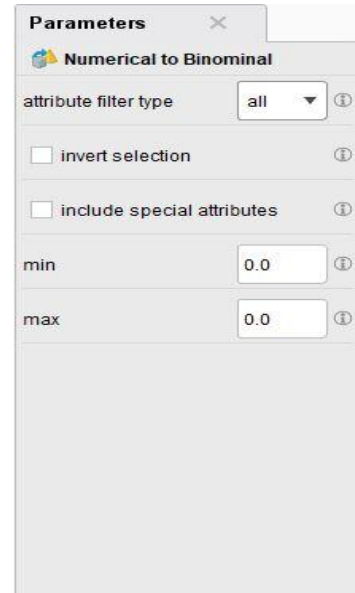


Gambar 12. Rancangan Pre-processing

4.4 Data Transformation

Data yang tersedia saat ini masih bertipe *integer*, sehingga belum sesuai dengan format yang diperlukan untuk analisis lebih lanjut. Karena itu, perlu dilakukan konversi tipe data menggunakan operator *Numerical to Binominal*

agar data dapat diubah menjadi tipe *binominal*. Dengan konversi ini, data akan lebih mudah dikelompokkan dalam dua kategori, yang lebih sesuai untuk proses analisis yang memerlukan format binominal. Berikut adalah tampilan parameter yang muncul ketika menambahkan operator *Numerical to Binominal*.



Gambar 13. Parameter Numerical to Binominal

Operator *Numerical to Binominal* dijalankan dengan mengklik *icon "Run"*, tanpa menyeting *attribute filter type* terlebih dahulu. Hasil nya akan ditampilkan sebagai berikut:

N AYAM P	Binominal	0	Negative false	Positive true	Values true (726), false (272)
N AYAM K	Binominal	0	Negative false	Positive true	Values true (721), false (276)
N AYAM M	Binominal	0	Negative false	Positive true	Values true (727), false (273)
N ATI	Binominal	0	Negative false	Positive true	Values true (743), false (257)
N CUMI	Binominal	0	Negative false	Positive true	Values true (720), false (280)
N UDANG	Binominal	0	Negative false	Positive true	Values true (717), false (283)
N TONGKOL	Binominal	0	Negative false	Positive true	Values true (733), false (267)

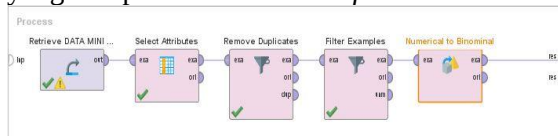
Gambar 14. Result operator Numerical to Binominal

N TONGKOL	Binominal	0	Negative false	Positive true	Values true (733), false (267)
CRG AP	Binominal	0	Negative false	Positive true	Values true (633), false (167)
CRG AO	Binominal	0	Negative false	Positive true	Values true (615), false (182)
CRG KEJU	Binominal	0	Negative false	Positive true	Values true (629), false (171)
CRG BASO	Binominal	0	Negative false	Positive true	Values true (632), false (168)
ST USUS	Binominal	0	Negative false	Positive true	Values true (781), false (219)
ST KULIT	Binominal	0	Negative false	Positive true	Values true (753), false (247)

Gambar 15. Result operator Numerical to Binominal

Setelah penerapan operator *Numerical to Binominal*, data yang awalnya berupa angka

integer telah diubah menjadi format *binominal*. Dalam proses konversi ini, nilai 0 dianggap sebagai *True*, sedangkan nilai antara 1 hingga 3 dianggap sebagai *False*, menggambarkan perubahan dari format numerik ke format biner yang mengelompokkan data ke dalam dua kategori tersebut. Berikut adalah rancangan yang didapat dari *Data Transformation*:



Gambar 16. Rancangan Data Transformation

4.5 Data Mining

Pada tahap ini tambahkan operator *FP-Growth* untuk menganalisis frekuensi *itemset* berdasarkan nilai minimum *support*. Konfigurasi operator *FP-Growth* dengan menentukan atribut yang akan dianalisis dan menetapkan batas minimum *support*. Dalam penelitian ini, *support* dihitung dengan rumus $Support = (\text{jumlah kemunculan } itemset) / (\text{jumlah total dataset})$. Kemudian, tambahkan operator *Association Rules* untuk menghitung nilai *Confidence* dari asosiasi *itemset* yang ada. Nilai *Confidence* adalah ukuran yang menggambarkan seberapa kuat hubungan atau asosiasi antara dua *itemset*. Secara sederhana, **Confidence** mengukur kemungkinan bahwa item B muncul, jika item A sudah muncul. Selanjutnya Tentukan batas minimum *Confidence* yang diinginkan pada pengaturan operator ini. klik *Run* untuk menjalankan analisis dan melihat hasilnya. Dalam penelitian ini, nilai minimum *support* yang diterapkan adalah 0,4, sementara nilai *Confidence* yang digunakan adalah 0,8. Pada operator *FP-Growth* parameter yang digunakan adalah sebagai berikut:

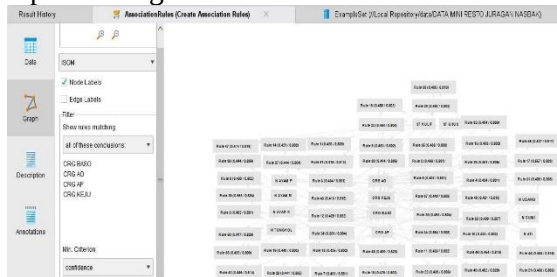
Gambar 17. Parameter FP-Growth

Parameter yang digunakan pada Operator *Create Association Rules* adalah sebagai berikut:

Gambar 18. Parameter Create Association Rules

Pemberian nilai *Confidence* pada operator *Create Association Rules* di *RapidMiner* dapat mempengaruhi akurasi dari aturan asosiasi yang dihasilkan. Nilai *Confidence* minimum menentukan titik bawah batas kepercayaan dari aturan asosiasi yang terbentuk, dengan rentang nilai antara 0 dan 1, di mana 0 menunjukkan tingkat kepercayaan yang paling rendah. Misalnya, jika nilai *Confidence* diatur pada 0,8, hanya aturan asosiasi dengan tingkat

kepercayaan minimal 0,8 yang akan dipertimbangkan



Gambar 19. Graph Result

No	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift	Gain
1	CRG-BSD, ST-KULT	CRG-BSD	0.433	0.802	0.901	-0.536
2	CRG-BSD, ST-KULT	CRG-KCU	0.461	0.801	0.927	-0.558
3	CRG-BSD, N-TONGOL	CRG-BSD	0.434	0.801	0.928	-0.559
4	CRG-BSD, N-TONGOL	CRG-KCU	0.434	0.801	0.928	-0.559
5	N-TONGOL, N-KAWA	CRG-BSD	0.462	0.801	0.923	-0.527
6	N-TONGOL, N-KAWA	CRG-KCU	0.462	0.801	0.923	-0.527
7	ST-KULT, N-TONGOL	CRG-BSD	0.431	0.801	0.924	-0.545
8	N-TONGOL, N-KAWA	CRG-BSD	0.460	0.802	0.924	-0.538
9	CRG-BSD, N-KAWA	CRG-KCU	0.463	0.802	0.926	-0.527
10	ST-KULT, N-KAWA	CRG-KCU	0.433	0.802	0.921	-0.547
11	ST-KULT, N-KAWA	CRG-BSD	0.433	0.802	0.921	-0.547
12	CRG-BSD, N-KAWA	CRG-BSD	0.433	0.802	0.921	-0.547
13	ST-KULT, N-KAWA	CRG-BSD	0.433	0.802	0.921	-0.547
14	ST-KULT, N-KAWA	CRG-KCU	0.433	0.802	0.922	-0.529
15	CRG-BSD, N-KAWA	CRG-KCU	0.433	0.802	0.922	-0.529

Gambar 20. Confidence dan Support Result

Association Rules

(1) CRG-BSD, ST-KULT => (CRG-BSD) confidence: 0.802

(2) CRG-BSD, ST-KULT => (CRG-KCU) confidence: 0.801

(3) CRG-BSD, N-TONGOL => (CRG-BSD) confidence: 0.801

(4) CRG-BSD, N-TONGOL => (CRG-KCU) confidence: 0.801

(5) N-TONGOL, N-KAWA => (CRG-BSD) confidence: 0.801

(6) N-TONGOL, N-KAWA => (CRG-KCU) confidence: 0.801

(7) ST-KULT, N-TONGOL => (CRG-BSD) confidence: 0.802

(8) N-TONGOL, N-KAWA => (CRG-BSD) confidence: 0.802

(9) CRG-BSD, N-KAWA => (CRG-KCU) confidence: 0.802

(10) ST-KULT, N-KAWA => (CRG-KCU) confidence: 0.802

(11) ST-KULT, N-KAWA => (CRG-BSD) confidence: 0.802

(12) CRG-BSD, N-KAWA => (CRG-BSD) confidence: 0.802

(13) ST-KULT, N-KAWA => (CRG-BSD) confidence: 0.802

(14) ST-KULT, N-KAWA => (CRG-KCU) confidence: 0.802

(15) CRG-BSD, N-KAWA => (CRG-KCU) confidence: 0.802

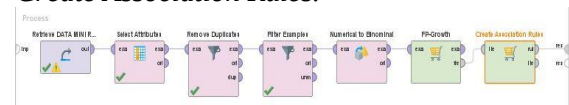
Gambar 21. Hasil dari perhitungan Association Rules

Setelah menemukan nilai *Confidence* dari asosiasi antar item yang memenuhi persyaratan min *Support* dan min *Confidence*, tahap berikutnya adalah melakukan pengelompokan data berdasarkan item 1, item 2, dan item 3. Langkah ini memungkinkan analisis lebih rinci terhadap pola asosiasi antaritem, di mana setiap kelompok mencerminkan kombinasi tertentu yang mempermudah dalam mengidentifikasi hubungan yang signifikan. Dengan demikian, proses ini memberikan pemahaman lebih mendalam mengenai keterkaitan antaritem yang dianalisis, serta mengungkap pola tersembunyi dalam *dataset*.

No	Size	Support	Item 1	Item 2	Item 3
1	3	0.467	CRG-BSD	CRG-KCU	CRG-KCU
2	3	0.471	CRG-BSD	CRG-KCU	ST-KULT
3	3	0.461	CRG-BSD	CRG-KCU	ST-KULT
4	3	0.465	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
5	3	0.433	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
6	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
7	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
8	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
9	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
10	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
11	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
12	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
13	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
14	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
15	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
16	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
17	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
18	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
19	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
20	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
21	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
22	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
23	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
24	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
25	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
26	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
27	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
28	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
29	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
30	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
31	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
32	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
33	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
34	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
35	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
36	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
37	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
38	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
39	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
40	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
41	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
42	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
43	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
44	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
45	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
46	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
47	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
48	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
49	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
50	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
51	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
52	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
53	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
54	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
55	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
56	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
57	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
58	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
59	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
60	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
61	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
62	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
63	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
64	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
65	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
66	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
67	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
68	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
69	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
70	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
71	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
72	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
73	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
74	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
75	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
76	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
77	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
78	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
79	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
80	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
81	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
82	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
83	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
84	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
85	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
86	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
87	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
88	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
89	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
90	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
91	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
92	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
93	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
94	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
95	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
96	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
97	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
98	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
99	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL
100	3	0.424	CRG-BSD	CRG-KCU	N-TONGOL

Gambar 22. Frequent nilai support

Pada gambar 23 merupakan pemodelan yang terbentuk dari *Association FP-Growth* dan *Create Association Rules*.



Gambar 23. Rancangan Data Mining

4.6 Evaluasi

Dengan menetapkan minimum *Support* sebesar 0,4 dan *Confidence* 0,8, penelitian ini berhasil mengidentifikasi sejumlah aturan asosiasi serta nilai *lift* yang mengungkap hubungan antara produk-produk dalam *dataset* penjualan Mini Resto Juragan Nasbak. Aturan-aturan ini menunjukkan kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan oleh pelanggan. Temuan tersebut mengindikasikan adanya keterkaitan kuat antar produk, yang tercermin dari tingginya nilai *Confidence* pada beberapa aturan di tabel 4.2. Nilai *lift* yang lebih dari 1 menunjukkan bahwa kehadiran suatu item meningkatkan peluang kemunculan item lain dalam transaksi yang sama, menandakan adanya hubungan yang lebih kuat daripada sekadar kebetulan.

Rules	Support	Confidence	Lift
[ST KULIT, N ATI] --> [CRG BASO]	0,42	0,8	1,010
[CRG BASO, ST KULIT] --> [CRG KEJU]	0,466	0,801	1,027
[CRG KEJU, N TONGKOL] --> [CRG BASO]	0,434	0,801	1,011
[CRG KEJU, N AYAM P] --> [CRG AO]	0,434	0,801	1,020
[N ATI, N TONGKOL] --> [CRG BASO]	0,402	0,801	1,011
[N ATI, N AYAM P] --> [CRG AO]	0,402	0,801	1,020
[ST USUS, N TONGKOL] --> [CRG BASO]	0,431	0,801	1,012
[N AYAM M, N TONGKOL] --> [CRG BASO]	0,4	0,802	1,012
[CRG AP, ST KULIT] --> [CRG KEJU]	0,453	0,802	1,028
[ST USUS, N UDANG] --> [CRG AO]	0,433	0,802	1,021
[ST USUS, N UDANG] --> [CRG AP]	0,433	0,802	1,025
[CRG AP, N AYAM K] --> [CRG BASO]	0,429	0,802	1,012
[ST USUS, N AYAM K] --> [CRG BASO]	0,425	0,802	1,012
[ST KULIT, N AYAM M] --> [CRG BASO]	0,421	0,802	1,013
[CRG AO, N CUMI] --> [CRG AP]	0,438	0,802	1,026
[CRG AO, ST KULIT] --> [CRG KEJU]	0,459	0,802	1,029
[N UDANG] --> [CRG AO]	0,557	0,803	1,022
[CRG AO, ST USUS] --> [CRG AP]	0,476	0,803	1,026
[CRG BASO, N UDANG] --> [CRG AP]	0,44	0,803	1,027
[CRG AP, CRG KEJU] --> [CRG AO]	0,493	0,803	1,023
[CRG KEJU, N UDANG] --> [CRG AO]	0,436	0,803	1,023
[CRG KEJU, N UDANG] --> [CRG AP]	0,436	0,803	1,027
[CRG AP, ST KULIT] --> [CRG AO]	0,454	0,804	1,024
[N AYAM K] --> [CRG BASO]	0,561	0,804	1,015
[CRG AO, CRG KEJU] --> [CRG AP]	0,493	0,804	1,028
[N TONGKOL] --> [CRG BASO]	0,563	0,804	1,016
[CRG AP, N AYAM M] --> [CRG AO]	0,444	0,804	1,025
[CRG AP, N TONGKOL] --> [CRG AO]	0,441	0,805	1,025

Gambar 24. Asosiasi Yang Terbentuk

[CRG AO, N AYAM P] --> [CRG AP]	0,451	0,805	1,030
[ST KULIT, N AYAM K] --> [CRG AO]	0,414	0,805	1,026
[N AYAM P, N CUMI] --> [CRG AO]	0,406	0,806	1,026
[ST KULIT, N CUMI] --> [CRG BASO]	0,404	0,806	1,018
[N ATI, N AYAM K] --> [CRG AO]	0,409	0,807	1,028
[N AYAM K] --> [CRG AO]	0,564	0,808	1,029
[CRG AP, N CUMI] --> [CRG AO]	0,438	0,808	1,029
[CRG AO, N AYAM M] --> [CRG AP]	0,444	0,809	1,034
[CRG KEJU, N AYAM K] --> [CRG AO]	0,44	0,809	1,030
[ST USUS, N AYAM K] --> [CRG AO]	0,429	0,809	1,031
[ST KULIT, N CUMI] --> [CRG KEJU]	0,406	0,81	1,039
[CRG AP, N AYAM P] --> [CRG AO]	0,451	0,813	1,035
[ST KULIT, N AYAM K] --> [CRG BASO]	0,418	0,813	1,027
[CRG AP, N TONGKOL] --> [CRG BASO]	0,446	0,814	1,028
[N ATI, N AYAM K] --> [CRG BASO]	0,413	0,815	1,029
[CRG AO, N UDANG] --> [CRG AP]	0,454	0,815	1,042
[CRG AP, N AYAM K] --> [CRG AO]	0,437	0,817	1,041
[CRG AP, N UDANG] --> [CRG AO]	0,454	0,818	1,042
[ST KULIT, N TONGKOL] --> [CRG BASO]	0,414	0,818	1,033
[N AYAM K, N UDANG] --> [CRG AO]	0,4	0,82	1,044
[N AYAM P, N UDANG] --> [CRG AO]	0,402	0,82	1,045
[N TONGKOL, N AYAM K] --> [CRG BASO]	0,417	0,826	1,043

Gambar 25. Asosiasi Yang Terbentuk

Keterangan dari singkatan masing masing nama produk:

N AYAM P =Nasi Bakar Ayam Pedas

N AYAM K = Nasi Bakar Ayam Kecap

N AYAM M = Nasi Bakar Ayam Matah

N ATI = Nasi Bakar Ati Ampela

N CUMI = Nasi Bakar Cumi

N UDANG = Nasi Bakar Udang

N TONGKOL = Nasi Bakar Tongkol

CRG AP = Cireng Ayam Pedas

CRG AO = Cireng Ayam Original

CRG KEJU = Cireng Keju

CRG BASO = Cireng Baso

ST USUS = Sate Usus

ST KULIT = Sate Kulit

5. KESIMPULAN

- Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma FP-Growth untuk menganalisis pola pembelian pelanggan di Mini Resto Juragan Nasbak. Dengan parameter minimum support sebesar 40% dan confidence sebesar 80%, penelitian ini mengidentifikasi pola pembelian penting, seperti kombinasi menu Nasi Bakar Tongkol dan Nasi Bakar Ayam Kecap dengan Cireng Baso, yang mencapai tingkat confidence 82,6%.
- Temuan ini membuka peluang bagi Mini Resto untuk menyusun strategi promosi yang efektif, seperti penawaran paket menu, guna menarik lebih banyak pelanggan.
- Penerapan algoritma FP-Growth dalam penelitian ini tidak hanya memberikan manfaat praktis bagi Mini Resto, tetapi juga memperkuat peran data mining dalam meningkatkan efektivitas strategi pemasaran di sektor kuliner, khususnya pada usaha kecil dan menengah. Analisis pola perilaku konsumen yang didasarkan pada data transaksi memberikan nilai tambah bagi pengambilan keputusan bisnis yang lebih strategis.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak terkait yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. S. Amalia, S. Setiawansyah, and D. Darwis, "Analisis Data Penjualan Handphone Dan Elektronik Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Cv Rey Gasendra)," *J. Telemat. Inf. Technolgy*, vol. 2, no. 1, pp. 1–9, 2021, [Online]. Available: <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/telefo rtech/article/view/1810>
- [2] B. Anwar, Ambiyar, and Fadhillah, "Application of the FP-Growth Method to Determine Drug Sales Patterns," *Sink. J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 405–414, 2023.

- [3] D. Hartanti and V. Atina, "Product Stock Supply Analysis System with FP Growth Algorithm," *J. Inf. Syst. Informatics*, vol. 5, no. 4, pp. 1312–1320, 2023, doi: 10.51519/journalisi.v5i4.580.
- [4] F. U. Faruq and L. Bachtar, "ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK MENENTUKAN REKOMENDASI PENJUALAN TANAMAN HIDROPONIK DI MENTAYA PONIK," *J. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 3, pp. 441–451, 2023.
- [5] E. A. Pratiwi, B. Irawan, A. Bahtiar, and N. Rahaningsih, "PENERAPAN FP-GROWTH DALAM MENGANALISIS," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 6, pp. 3549–3556, 2023.
- [6] Nuri, N. Suarna, and W. Prihartono, "PENERAPAN ALGORITMA FREQUENT PATTERN-GROWTH UNTUK REKOMENDASI MENU MAKANAN DAN MINUMAN," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 6, pp. 3773–3780, 2023.
- [7] A. P. Nurjanah, "Metode Bercerita Untuk Meningkatkan Kemampuan Berbicara Pada Anak Usia 5-6 Tahun," *J. Ilm. Potensia*, vol. 5, no. 1, pp. 1–7, 2020, [Online]. Available: www.jleukbio.org
- [8] E. P. Cynthia and E. Ismanto, "Metode Decision Tree Algoritma C.45 Dalam Mengklasifikasi Data Penjualan Bisnis Gerai Makanan Cepat Saji," *Jurasik (Jurnal Ris. Sist. Inf. dan Tek. Inform.)*, vol. 3, no. July, p. 1, 2018, doi: 10.30645/jurasik.v3i0.60.
- [9] S. Shevira, I. M. A. D. Suarjaya, and P. W. Buana, "Pengaruh Kombinasi dan Urutan Pre-Processing pada Tweets Bahasa Indonesia," *JITTER J. Ilm. Teknol. dan Komput.*, vol. 3, no. 2, p. 1074, 2022, doi: 10.24843/jtrti.2022.v03.i02.p06.
- [10] I. W. Saputro and B. W. Sari, "Uji Performa Algoritma Naïve Bayes untuk Prediksi Masa Studi Mahasiswa," *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 6, no. 1, p. 1, 2020, doi: 10.24076/citec.2019v6i1.178.
- [11] Y. Mardi, "Data Mining: Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4.5," *Edik Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 213–219, 2017, doi: 10.22202/ei.2016.v2i2.1465.
- [12] M. Mayasari, "Laporan dan Evaluasi Penelitian," *ALACRITY J. Educ.*, vol. 1, no. 2, pp. 30–38, 2021, doi: 10.52121/alacrity.v1i2.24.