

PENERAPAN ALGORITMA FREQUENT PATTERN-GROWTH UNTUK REKOMENDASI MENU MAKANAN DAN MINUMAN

Nuri, Nana Suarna, Willy Prihartono

Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon

Jl. Perjuangan No.10B, Karyamulya, Kec. Kesambi, Kota Cirebon, Jawa Barat 45135

Email_nurirebmesed01@gmail.com

ABSTRAK

Kedai Teras Ciremai, sebagai bisnis baru di wilayah Kalikoa yang telah berjalan selama tiga bulan, berhasil menarik perhatian pelanggan, khususnya kalangan mahasiswa, dalam konteks pertumbuhan ekonomi lokal. Tujuan penelitian ini adalah untuk meningkatkan rekomendasi menu dengan menerapkan analisis keranjang belanja pada data penjualan Kedai Teras Ciremai selama periode 22 September hingga 29 November 2023, menggunakan alat RapidMiner. Dengan fokus pada dataset transaksi penjualan kedai, metode Association Rules diterapkan dengan confidence minimum sebesar 0,2 (20%). Hasil analisis dengan menggunakan Algoritma FP-Growth dari 403 transaksi penjualan makanan dan minuman menunjukkan satu aturan dengan Support 0,015 dan Confidence 0,333, yang menyatakan bahwa pembelian makanan corndog sosis memiliki korelasi dengan pembelian minuman Pop ice avocado. Dalam penelitian di Kedai Teras Ciremai, dengan menerapkan metode Association Rules dan menggunakan algoritma FP-Growth, peneliti dapat mengidentifikasi hubungan antara makanan dan minuman yang sering dibeli bersamaan oleh pelanggan. Hasil temuan ini kemudian dapat digunakan oleh pemilik kedai untuk meningkatkan rekomendasi menu, strategi penjualan, dan meningkatkan penjualan.

Kata kunci : : Data mining, Algoritma FP-Growth, Rekomendasi menu, Rapidminer

1. PENDAHULUAN

Kedai Teras Ciremai merupakan sebuah tempat makan dengan konsep *caffe* sederhana yang menargetkan konsumen dari kalangan usia muda hingga dewasa. Meskipun usianya baru tiga bulan, kedai ini telah mengalami kunjungan yang cukup padat setiap harinya, terutama oleh mahasiswa. Biasanya, data transaksi hanya digunakan sebagai arsip untuk mengevaluasi laba penjualan. Namun, sebenarnya data transaksi ini memiliki informasi berharga bagi pemilik kedai. Untuk mendapatkan rekomendasi menu yang ada di kedai teras ciremai maka dilakukan pencarian pola penjualan menggunakan algoritma *FP-Growth*.

[1] Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis data penjualan dan merumuskan permasalahan yang dihadapi oleh Kedai Teras Ciremai, yang merupakan destinasi kuliner di wilayah Kalikoa, Kabupaten Cirebon, menawarkan lebih dari 20 pilihan menu makanan dan minuman. Dengan persaingan bisnis kuliner yang ketat di Kabupaten Cirebon, kedai ini perlu meningkatkan strategi promosi bisnisnya. Saat ini, potensi promosi belum sepenuhnya dimanfaatkan, terutama terkait dengan mempromosikan menu secara optimal, baik secara individual maupun dalam paket terkait satu sama lain. Melalui analisis lebih lanjut, ada potensi inovasi baru seperti penawaran menu dalam paket hemat, yang mencakup kombinasi makanan berat dan minuman atau makanan ringan dan minuman. Ini dapat menjadi strategi efektif untuk meningkatkan penjualan dan memaksimalkan keuntungan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan memberikan solusi terkait cara menganalisis data penjualan produk guna memaksimalkan strategi

pemasaran dan bisnis. Diharapkan hasil penelitian ini dapat membantu Kedai Teras Ciremai dalam meningkatkan efisiensi proses bisnis, memberikan ide inovatif untuk rekomendasi menu, dan mendukung pengembangan menu-menu unggulan.

Selain itu, diharapkan penelitian ini dapat membantu dalam menentukan menu-menu yang perlu dikembangkan dan mengurangi pemborosan bahan baku untuk menu yang kurang diminati, menghindari penumpukan stok yang berpotensi menjadi kadaluwarsa. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, teknik data mining, khususnya algoritma *FP-Growth*, digunakan untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan. Dengan memanfaatkan algoritma ini, bisnis kedai dapat meningkatkan daya saingnya dan mengambil tindakan yang sesuai untuk meningkatkan efektivitas strategi pemasaran. [2] Berdasarkan hasil penelitian sebelumnya menurut Aldila dkk dalam jurnalnya dengan judul “Rekomendasi paket menu angkringan waru tanjung bias dengan algoritma frequent pattern growth berbasis web”. Berdasarkan implementasi teknik data mining dengan *Fp-Growth*, Angkringan Waru berhasil menciptakan sistem rekomendasi paket menu berdasarkan pola pembelian pelanggan. Dengan 57 rule yang dihasilkan, Angkringan Waru dapat menawarkan paket menu yang sesuai dengan keinginan pelanggan. Rekomendasi ini dapat membantu mengatasi kebingungan pelanggan dalam memilih menu, meningkatkan penjualan paket menu, dan memberikan pengalaman kuliner yang lebih efisien dan memuaskan. Kesimpulannya, penggunaan data mining dengan *Fp-Growth* memberikan solusi efektif untuk meningkatkan layanan dan kepuasan pelanggan di

Angkringan Waru.[3] Paper selanjutnya hasil penelitian yang dilakukan oleh Putra dkk dalam jurnalnya dengan judul “Penerapan Algoritma FP Growth pada Penjualan Produk Distro Raden Madura”. Berdasarkan analisis data transaksi pembelian menggunakan algoritma FP-Growth, dapat disimpulkan bahwa penjualan distro menghadapi tantangan peningkatan penjualan. Meskipun pola pembelian telah diidentifikasi, masih ada kesenjangan antara pola pembelian dan penjualan aktual. Manajemen perlu mempertimbangkan untuk menyesuaikan strategi pemasaran, memperluas kolaborasi dengan distro lain, dan menciptakan penawaran yang lebih menarik untuk meningkatkan kinerja penjualan.

Distribusi pola pembelian yang mencakup 25 pola perlu dievaluasi lebih lanjut untuk memastikan representativitas dan relevansi dalam konteks pasar distro.[4] Paper selanjutnya hasil penelitian yang dilakukan oleh Merliani dkk dalam jurnalnya dengan judul “Penerapan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Untuk Rekomendasi Menu Makanan Dan Minuman”. Dengan menerapkan teknik data mining menggunakan algoritma Apriori, Warung Tenda berhasil menemukan rekomendasi menu terbaik, yaitu kombinasi Es Teh Manis dan Mendoan dengan nilai support dan confidence tertinggi. Rekomendasi ini dapat digunakan sebagai strategi inovasi produk untuk menarik lebih banyak pelanggan dan meningkatkan kepuasan mereka. Sebagai hasilnya, Warung Tenda dapat bersaing lebih efektif dalam industri kuliner yang kompetitif dan meningkatkan potensi pertumbuhan bisnisnya.[2] Tujuan untuk menggali aspek bisnis dalam industri makanan yang menawarkan beragam menu makanan dan minuman. Ketersediaan banyak pilihan menu dapat menyebabkan kebingungan bagi pembeli dalam memilih, sehingga diperlukan rekomendasi menu, khususnya untuk pembeli yang baru pertama kali mengunjungi tempat tersebut. Melalui analisis data transaksi dan menu, penelitian ini mencari kombinasi item yang mungkin sering dipilih oleh pelanggan untuk memahami pola pembelian yang dilakukan oleh mereka. Setelah pola pembelian teridentifikasi, pemilik kedai teras ciremai dapat merancang strategi penjualan, termasuk pembuatan rekomendasi menu.[5]

Salah satu algoritma dalam metode data mining asosiatif yaitu algoritma FP-Growth. Sebagai salah satu perkembangan dari metode Apriori, algoritma FP-Growth bisa dimanfaatkan guna mengidentifikasi item data yang paling sering muncul (Frequent itemset) di dalam kumpulan data sebelum memodifikasi elemen struktur data. Algoritma FP-Growth dapat dengan mudah menyelesaikan kumpulan item yang sering muncul. Dengan demikian, algoritma FP-Growth menjadi lebih efektif dibandingkan dengan algoritma Apriori[6]

Hasil penelitian dengan menggunakan algoritma FP-Growth memberikan informasi berharga tentang

kombinasi menu yang sering dipesan oleh pelanggan berdasarkan histori transaksi terbaru. Informasi ini dapat membantu pemilik kedai mengambil langkah bisnis yang sesuai dan menjadi dasar pertimbangan untuk merumuskan strategi penjualan selanjutnya.[7]

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Market Basket Analysis (MBA)

Tujuan utama Market Basket Analysis (MBA) yaitu untuk mengumpulkan informasi tentang pola pembelian konsumen yang akan menolong produsen dalam mengembangkan kesimpulan tentang tren pasar. Pola pembelian yang dipahami didasarkan pada produk yang sering dibeli secara bertepatan.[6]

2.2. Association Rules

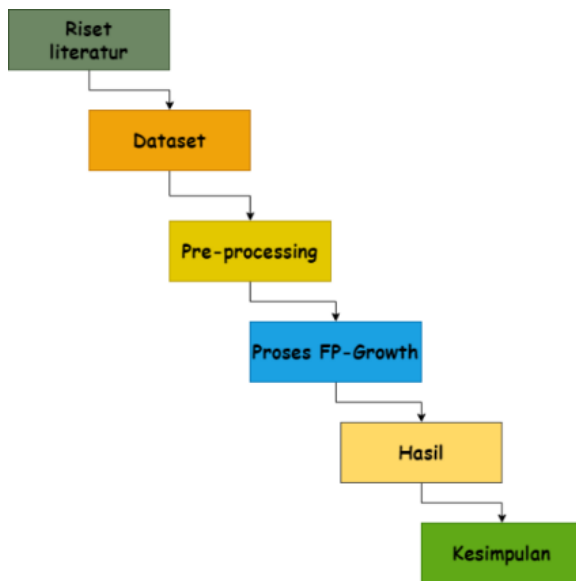
Association Rules Mining ialah metode yang digunakan dalam menganalisis Keranjang Pasar. Hal ini diperlukan untuk membuat beberapa definisi sebelum melanjutkan ke pemeriksaan rinci dari analisis aturan asosiasi. Analisis asosiasi atau penambangan aturan asosiasi adalah proses penambangan data dalam menemukan aturan asosiasi antara kombinasi item. Salah satu indikator yang menarik yang dapat digunakan dalam data mining adalah support. Ini merupakan indikator keunggulan suatu barang atau sekumpulan barang sepanjang suatu transaksi. Confidence adalah ukuran kondisional (dalam kondisi tertentu) dari hubungan antara dua faktor.[8]

2.3. Frequent Pattern Growth (FP-Growth)

Algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth) merupakan pengembangan dari algoritma Apriori. Algoritma ini memperbaiki kekurangan dari algoritma Apriori. Algoritma ini merupakan salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent itemset) dalam sebuah kumpulan data. Pada algoritma FP-Growth generate candidate tidak dilakukan karena FP-Growth menggunakan konsep tree dalam pencarian frequent itemset.[7]

3. METODE PENELITIAN

Association Rule Mining digunakan untuk mengumpulkan data dengan menggunakan algoritma *FP-Growth*. Algoritma ini menentukan kumpulan data mana yang paling sering muncul dalam sekelompok data. Untuk mengolah data guna mendapatkan hasil yang digunakan sebagai rekomendasi bagi kedai atau bisnisnya serta mendapatkan knowledge yang didapatkan dari data yang ada Algoritma ini dipilih karena selain dapat menentukan kemunculan produk yang sering terjual, juga dapat memberikan rekomendasi bagi produk-produk yang saling terkait yang mungkin akan dibeli oleh pelanggan. Adapun tahap penelitian yang digunakan pada penelitian ini sebagai berikut:



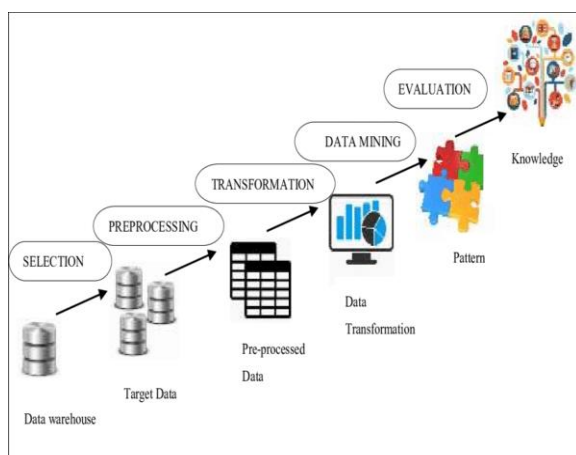
Gambar 1. Alur penelitian

3.1. Teknik Pengumpulan Data

Pada penelitian ini dilakukan wawancara dengan pemilik Kedai Teras Ciremai di Kalikoa. Metode ini melibatkan pertanyaan dan jawaban langsung untuk mendapatkan informasi yang relevan dengan topik penelitian. Data primer yang digunakan mencakup jumlah data yang akan digunakan dalam penelitian ini berjumlah 403 data transaksi mulai tanggal 22 September hingga tanggal 29 November 2023.

3.2. Teknik Analisis Data

Adapun untuk menganalisis dataset. Langkah-langkah penggunaan metode pada penelitian ini, penulis menggunakan metode atau tahapan KDD singkatan dari Knowledge Discovery In Database. Berikut dapat dilihat pada Gambar yang merupakan tahapan – tahapan dan proses yang ada pada Knowledge Discovery In Database:



www.research.net

Gambar 2 Knowledge Discovery In Database

Dalam penelitian ini memakai jenis penelitian Knowledge Discovery in Database (KDD), dengan tahapan perancangan:

3.2.1. Pengumpulan Data

Pertama, identifikasi dan kumpulkan data berupa nota fisik dari kedai teras ciremai. Data yang relevan mencakup riwayat makanan dan minuman yang dibeli.

3.2.2. Selection

Memilih atribut-atribut yang paling relevan dan penting untuk penelitian, seperti transaksi dan jenis barang yang dibeli. Dan memastikan atribut yang dipilih memiliki potensi untuk memberikan wawasan yang signifikan terkait rekomendasi menu makanan dan minuman.

3.2.3. Pre-processing

Mengidentifikasi dan tangani nilai-nilai yang hilang atau anomali dalam data. Melakukan pembersihan data untuk menghilangkan noise dan memastikan integritas data. Normalisasi data juga dapat diperlukan untuk mengatasi perbedaan skala antar atribut.

3.2.4. Transformation

Melakukan transformasi pada data jika diperlukan. Ini mencakup konversi unit, pengkodean ulang kategori atau pembuatan atribut baru yang dapat memberikan wawasan tambahan terkait rekomendasi menu.

3.2.5. Data Mining

Menerapkan metode FP-Growth untuk mencari pola pembelian pelanggan, proses ini dapat membantu mengidentifikasi pola terkait rekomendasi menu bagi pelanggan

3.2.6. Evaluation

Setelah pengelompokan menggunakan metode FP-Growth, langkah selanjutnya adalah melakukan evaluasi pola yang muncul dari hasil tersebut. Analisis dilakukan untuk memastikan bahwa pola yang terbentuk konsisten dengan tujuan penelitian, yaitu menentukan rekomendasi menu.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Penelitian

Dalam penelitian ini menyiapkan data yang berupa daftar transaksi kedai teras ciremai yaitu, data menu makanan yang dipesan oleh konsumen pada periode penjualan tanggal 22 September hingga tanggal 29 November 2023. Memiliki jumlah transaksi sebanyak 403 data transaksi dengan jumlah sampel yang digunakan sebanyak 1180 data. Setelah didapatkannya data transaksi penjualan selanjutnya diimplementasikan ke algoritma FP-Growth. Tahap ini dalam melakukan pembuktian dengan perhitungan association rule untuk mendapatkan pola pembelian. Dibawah ini adalah nama menu yang dijual di kedai teras ciremai yang dipilih dari data transaksi yang ada seperti tampak pada tabel dibawah ini:

Tabel 1 Dataset Transaksi

Tranksaksi	Tanggal	Nama Barang	Harga	Kategori
1	22/09/23	Mie Jebew Sosis	10,000	Makanan
1	22/09/23	Mie Jebew Sosis	10,000	Makanan
2	22/09/23	Nutrisari Jeruk Peras	4,000	Minuman
2	22/09/23	Nutrisari Jeruk Peras	4,000	Minuman
2	22/09/23	Nutrisari Jeruk Peras	4,000	Minuman
3	22/09/23	Mie Goreng Telor	10,000	Makanan
3	22/09/23	Pisang Goreng	10,000	Makanan
3	22/09/23	Es Teh Manis	3,000	Minuman
3	22/09/23	Es Teh Manis	3,000	Minuman
4	22/09/23	Lemineral	4,000	Minuman
4	22/09/23	Lemineral	4,000	Minuman
4	22/09/23	Lemineral	4,000	Minuman

4.1.1. Data

Data dalam bentuk file excel yang bernama teras ciremai diperoleh dari kedai teras ciremai jumlah record sebanyak 1180 record, terdiri dari 5 atribut seperti nampak pada tabel dibawah ini:

Tabel 2 Atribut default dari file Teras Ciremai.

No.	Atribut	Type Data
1.	Transaksi	Integer
2.	Tanggal	Polynomial
3.	Nama barang	Polynomial
4.	Harga	Integer
5.	Kategori	Polynomial

Agar dataset tersebut ada di *repository* Radipminer, maka perlu dilakukan *import* data teras ciremai menjadi operator *retrieve* seperti tampak pada gambar dibawah ini:

Retrieve teras ciremai



Gambar 3 Operator Retrieve

Row No.	transaksi	tanggal	nama barang	harga	kategori
1	1	22/09/2023	mie jebew so...	10000	makanan
2	1	22/09/2023	mie jebew so...	10000	makanan
3	2	22/09/2023	nutrisari jeruk...	4000	minuman
4	2	22/09/2023	nutrisari jeruk...	4000	minuman
5	2	22/09/2023	nutrisari jeruk...	4000	minuman
6	3	22/09/2023	mie goreng l...	10000	makanan
7	3	22/09/2023	pisang goreng	10000	makanan
8	3	22/09/2023	es teh manis	3000	minuman
9	3	22/09/2023	es teh manis	3000	minuman
10	4	22/09/2023	lemineral	4000	minuman
11	4	22/09/2023	lemineral	4000	minuman
12	4	22/09/2023	lemineral	4000	minuman
13	4	22/09/2023	lemineral	4000	minuman
14	4	22/09/2023	vietnam drip	12000	minuman
15	4	22/09/2023	creamy latte	8000	minuman
16	4	22/09/2023	kopi tubruk	10000	minuman

Gambar 4 Hasil dari operator Retrieve

4.1.2. Selection

Untuk menentukan id pada dataset, digunakan operator Set Role seperti tampak pada gambar dibawah ini:



Gambar 5 Operator Set Role pada Rapidminer

Parameter pada operator *Set Role* yang digunakan tampak pada tabel dibawah ini:

Tabel 3 operator Set Role

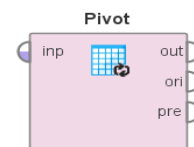
No.	Parameter	Isi
1.	Atribut Name	Transaksi
2.	target role	Id

Dari hasil pembacaan operator *Set Role* didapat informasi pada tabel dibawah ini:

Tabel 4 Hasil operator Set Role

No.	Uraian	Keterangan
1.	Record	1180
2.	Special Attribut	1
3.	Regular Attribut	4
4.	Attribut:	
	Transaksi	Integer
	Tanggal	Polynomial
	Nama Barang	Polynomial
	Harga	Integer
	Kategori	Polynomial

Karena dataset tidak ringkas, maka digunakan operator *Pivot* untuk meringkas data dalam tabel yang lebih besar dengan menyusunnya kembali ke dalam grup dan menghitung jumlah, rata-rata, atau statistik lainnya untuk setiap grup seperti tampak pada gambar dibawah ini:



Gambar 6 Operator Pivot

Parameter pada operator *Pivot* yang digunakan bisa dilihat pada tabel dibawah ini:

Tabel 4 Operator *Pivot*

No.	Parameter	Isi
1.	Group by attribute	Select attribute Id_transaksi
2.	Column grouping attribute	Nama barang
3.	aggregation attribute	Edit list ...
		Nama barang : count

Dari hasil penggunaan operator *Pivot* didapat hasil pada gambar dibawah ini:

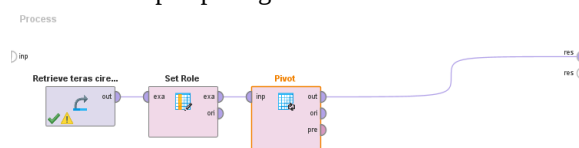
Gambar 7 hasil penggunaan *Pivot*

Dari hasil operator pivot didapat informasi seperti tampak pada tabel dibawah ini

Tabel 5 Hasil Operator *Pivot*

No.	Uraian	Keterangan
1.	Record	1180
2.	Special Attribute	0
3.	Reguler Attribute	5
4.	Attribute :	
	Idpesanan	Nominal
	count(keyword)_ burger beef asap	Integer
	count(keyword)_ burger beef asap keju	Integer
	count(nama barang)_ burger beef paties	Integer
	count(nama barang)_ capucino latte	Integer
	count(nama barang)_ caramel latte	Integer
	count(nama barang)_ cheese	Integer
	count(nama barang)_ chicken katsu	Integer
	count(nama barang)_ chocolate latte	Integer
	count(nama barang)_ chocolatos	Integer
	...	...
	count(nama barang)_ vietnam drip	Integer

Model proses pada Rapidminer dilangkah Selection tampak pada gambar dibawah ini:



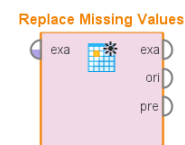
Gambar 8 Model proses langkah Selection

4.1.3. Processing

Proses *cleansing* atau pembersihan data yang *missing* atau memiliki nilai yang tidak konsisten pada langkah *preprocessing*. Sebelum melakukan proses ini, dilakukan analisa terlebih dahulu apakah atribut pada dataset yang dipilih memiliki nilai *missing* atau tidak serta memiliki data yang konsisten atau tidak seperti tampak pada gambar dibawah ini:

Gambar 9 Result dari Statistik Dataset

Dari uraian diatas, maka proses *Preprocessing* perlu dilakukan karena terdapat beberapa atribut pada dataset memiliki nilai *Missing*. Untuk mengatasi nilai *Missing* digunakan operator *Replace Missing*.



Gambar 10 Replace Missing Values

Parameter pada operator *Replace Missing Values* yang digunakan tampak pada tabel dibawah ini:

Tabel 7 Parameter dan atribut yang dipilih pada Operator *Replace Missing Values*

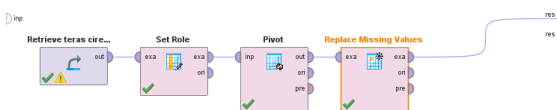
No.	Parameter	Isi
1.	Attribute filter type	Subset
2.	Attributes	Select Attributes ...
		count(nama barang)_ burger beef asap
		count(nama barang)_ burger beef asap keju
		count(nama barang)_ burger beef paties
		count(nama barang)_ capucino latte
		count(nama barang)_ caramel latte
		count(nama barang)_ cheese
		count(nama barang)_ chicken katsu
		count(nama barang)_ chocolate latte
		count(nama barang)_ chocolatos
		...
		count(nama barang)_ vietnam drip

Dari hasil operator *Replace Missing Values* didapat informasi pada gambar dibawah ini:

nama	type	rating	status	harga
transaksi	0	1	403	195.628
count(nama barang)_burger be...	0	1	2	1.000
count(nama barang)_burger be...	0	1	2	1.000
count(nama barang)_burger be...	0	1	2	1.000
count(nama barang)_capucino ...	0	1	1	1.000
count(nama barang)_caramel l...	0	1	1	1.000
count(nama barang)_cheese	0	1	1	1.000
count(nama barang)_chiken ka...	0	1	1	1.000
count(nama barang)_chocolatos	0	1	1	1.000

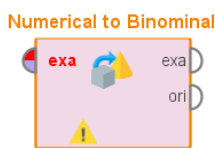
Gambar 11 Hasil Replace Missing Values

Dari gambar tersebut tampak bahwa dataset sudah tidak memiliki lagi nilai *Missing*. Model proses pada rapidminer dilangkah *Selection* tampak pada gambar dibawah ini:

Gambar 12 Model proses langkah *Preprocessing*

4.1.4. Transformation

Karena tipe data pada dataset berjenis *numerik* sedangkan algoritma asosiasi *FP-Growth* harus bertipe *binominal*, maka diperlukan transformation untuk mengubah data bertipe *Numerical* menjadi *Binominal* menggunakan operator *Numerical to Binominal* seperti pada gambar dibawah ini:

Gambar 13 Operator *Nominal to Binominal* pada Rapidminer

Parameter pada operator *Numerical to Binominal* yang digunakan tampak pada tabel dibawah ini:

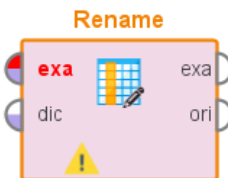
No.	Parameter	Isi
1.	Attribute filter type	Subset
2.	Attributes	Select Attributes ...
		count(nama barang)_burger beef asap
		count(nama barang)_ burger beef asap keju
		count(nama barang)_burger beef paties
		count(nama barang)_capucino latte
		count(nama barang)_caramel latte
		count(nama barang)_cheese
		count(nama barang)_chiken katsu
		count(nama barang)_chocolate latte
		count(nama barang)_chocolatos
		...
		count(nama barang)_vietnam drip

Hasil dari penggunaan operator *Numerical to Binominal* tampak pada gambar dibawah ini:

transaksi	type	rating	status	harga
count(nama barang)_burger be...	Binominal	0	Positive	True
count(nama barang)_burger be...	Binominal	0	Positive	True
count(nama barang)_burger be...	Binominal	0	Positive	True
count(nama barang)_burger be...	Binominal	0	Positive	True
count(nama barang)_capucino ...	Binominal	0	Positive	True
count(nama barang)_caramel L...	Binominal	0	Positive	True
count(nama barang)_cheese	Binominal	0	Positive	True
count(nama barang)_chiken ka...	Binominal	0	Positive	True

Gambar 14 Hasil dari penggunaan Operator *Numerical to Binominal*

Untuk mengubah penamaan attribut yang panjang (contoh : count(nama barang)_burger beef asap menjadi burger beef asap dapat menggunakan operator *Rename* seperti tampak pada gambar dibawah ini:

Gambar 15 Operator *Rename*

Parameter yang digunakan pada operator *rename* tampak pada tabel dibawah ini:

Tabel 9 *Rename*

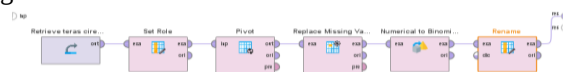
No	Parameter	Isi
1.	Rename attribut	Edit list...
		old name count(nama barang)_burger beef asap
		new name burger beef asap
		old name count(nama barang)_burger beef asap keju
		new name burger beef asap keju
		old name count(nama barang)_ burger beef paties
		new name burger beef paties
		old name count(nama barang)_capucino latte
		new name capucino latte
		old name count(nama barang)_caramel latte
		new name caramel latte
		old name count(nama barang)_cheese
		new name cheese
		old name count(nama barang)_chiken katsu
		new name chiken katsu
		old name count(nama barang)_chocolate latte
		new name chocolate latte
		old name count(nama barang)_chocolatos
		new name chocolatos
		old name count(nama barang)_vietnam drip
		...
		new name vietnam drip

Hasil dari penggunaan operator Rename tampak pada gambar dibawah ini:

Name	Type	Missing	Status	Count	Frequency
trankakai	Integer	0	True	423	195 (423)
burger beef soup	Decimal	0	False	True	Table (236), True (5)
burger beef soup keju	Decimal	0	False	True	Table (237), True (7)
burger beef paties	Decimal	0	False	True	Table (242), True (2)
capuccino latte	Decimal	0	False	True	Table (243), True (1)
espresso latte	Decimal	0	False	True	Table (242), True (2)
cheese	Decimal	0	False	True	Table (243), True (1)
chiken katsu	Decimal	0	False	True	Table (242), True (1)

Gambar 16 Hasil dari penggunaan Operator Rename

Model proses pada Rapidminer sampai dengan langkah *Transformation (Rename)* tampak pada gambar dibawah ini:



Gambar 17 Model proses sampai dengan langkah Tranformation (Rename)

4.1.5. Data mining

Pada langkah data mining karena menggunakan operator *FP-Growth*, seperti tampak pada Gambar 18 Operator *FP-Growth* pada RapiMiner. Operator ini secara efisien menghitung semua kumpulan item yang sering muncul dalam ExampleSet.



Gambar 18 Operator *FP-Growth* pada RapiMiner.

Parameter yang digunakan pada operator *FP-Growth* jika digabungkan akan membentuk 2 itemset yang saling terkait dengan nilai minimal support 0,02 atau 2%. Informasi tersebut ditunjukkan pada gambar dibawah ini:

Itemset	Support	Item 1	Item 2
Item 1	0.117	gond day beef soup	
Item 2	0.117	gond day beef soup	
Item 3	0.117	gond day beef soup	
Item 4	0.117	gond day beef soup	
Item 5	0.117	gond day beef soup	
Item 6	0.117	gond day beef soup	
Item 7	0.117	gond day beef soup	
Item 8	0.117	gond day beef soup	
Item 9	0.117	gond day beef soup	
Item 10	0.117	gond day beef soup	
Item 11	0.117	gond day beef soup	
Item 12	0.117	gond day beef soup	
Item 13	0.117	gond day beef soup	
Item 14	0.117	gond day beef soup	
Item 15	0.117	gond day beef soup	
Item 16	0.117	gond day beef soup	
Item 17	0.117	gond day beef soup	
Item 18	0.117	gond day beef soup	
Item 19	0.117	gond day beef soup	
Item 20	0.117	gond day beef soup	
Item 21	0.117	gond day beef soup	
Item 22	0.117	gond day beef soup	
Item 23	0.117	gond day beef soup	
Item 24	0.117	gond day beef soup	
Item 25	0.117	gond day beef soup	
Item 26	0.117	gond day beef soup	
Item 27	0.117	gond day beef soup	
Item 28	0.117	gond day beef soup	
Item 29	0.117	gond day beef soup	
Item 30	0.117	gond day beef soup	
Item 31	0.117	gond day beef soup	
Item 32	0.117	gond day beef soup	
Item 33	0.117	gond day beef soup	
Item 34	0.117	gond day beef soup	
Item 35	0.117	gond day beef soup	
Item 36	0.117	gond day beef soup	
Item 37	0.117	gond day beef soup	
Item 38	0.117	gond day beef soup	
Item 39	0.117	gond day beef soup	
Item 40	0.117	gond day beef soup	
Item 41	0.117	gond day beef soup	
Item 42	0.117	gond day beef soup	
Item 43	0.117	gond day beef soup	
Item 44	0.117	gond day beef soup	
Item 45	0.117	gond day beef soup	
Item 46	0.117	gond day beef soup	
Item 47	0.117	gond day beef soup	
Item 48	0.117	gond day beef soup	
Item 49	0.117	gond day beef soup	
Item 50	0.117	gond day beef soup	
Item 51	0.117	gond day beef soup	
Item 52	0.117	gond day beef soup	
Item 53	0.117	gond day beef soup	
Item 54	0.117	gond day beef soup	
Item 55	0.117	gond day beef soup	
Item 56	0.117	gond day beef soup	
Item 57	0.117	gond day beef soup	
Item 58	0.117	gond day beef soup	
Item 59	0.117	gond day beef soup	
Item 60	0.117	gond day beef soup	
Item 61	0.117	gond day beef soup	
Item 62	0.117	gond day beef soup	
Item 63	0.117	gond day beef soup	
Item 64	0.117	gond day beef soup	
Item 65	0.117	gond day beef soup	
Item 66	0.117	gond day beef soup	
Item 67	0.117	gond day beef soup	
Item 68	0.117	gond day beef soup	
Item 69	0.117	gond day beef soup	
Item 70	0.117	gond day beef soup	
Item 71	0.117	gond day beef soup	
Item 72	0.117	gond day beef soup	
Item 73	0.117	gond day beef soup	
Item 74	0.117	gond day beef soup	
Item 75	0.117	gond day beef soup	
Item 76	0.117	gond day beef soup	
Item 77	0.117	gond day beef soup	
Item 78	0.117	gond day beef soup	
Item 79	0.117	gond day beef soup	
Item 80	0.117	gond day beef soup	
Item 81	0.117	gond day beef soup	
Item 82	0.117	gond day beef soup	
Item 83	0.117	gond day beef soup	
Item 84	0.117	gond day beef soup	
Item 85	0.117	gond day beef soup	
Item 86	0.117	gond day beef soup	
Item 87	0.117	gond day beef soup	
Item 88	0.117	gond day beef soup	
Item 89	0.117	gond day beef soup	
Item 90	0.117	gond day beef soup	
Item 91	0.117	gond day beef soup	
Item 92	0.117	gond day beef soup	
Item 93	0.117	gond day beef soup	
Item 94	0.117	gond day beef soup	
Item 95	0.117	gond day beef soup	
Item 96	0.117	gond day beef soup	
Item 97	0.117	gond day beef soup	
Item 98	0.117	gond day beef soup	
Item 99	0.117	gond day beef soup	
Item 100	0.117	gond day beef soup	

Gambar 19 Hasil Frequent Itemset (FP-Growth)

Untuk mendapatkan aturan asosiasi, diperlukan sebuah operator yang bernama Create Association Rule seperti tampak gambar dibawah ini:

Create Association Rules



Gambar 20 Operator Create Association rule

Parameter yang digunakan pada operator *Create Association Rules* menggunakan *default*. Gambar model proses sampai dengan proses Data Mining tampak seperti gambar dibawah ini:



Gambar 21 Proses operator dari Retrieve sampai Create Association Rules

4.1.6. Evaluasi

Hasil kegiatan eksperimen terhadap dataset yang diperoleh hasil pada gambar dibawah ini:

No.	Process	Condition	Support	Confidence	Lift	Gain
1	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
2	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
3	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
4	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
5	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
6	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
7	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
8	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
9	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
10	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
11	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
12	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
13	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
14	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
15	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
16	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
17	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
18	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
19	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
20	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
21	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
22	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
23	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
24	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
25	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
26	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
27	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
28	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
29	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
30	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
31	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
32	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
33	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
34	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
35	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
36	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
37	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
38	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
39	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
40	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
41	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
42	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
43	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
44	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
45	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
46	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
47	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
48	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
49	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
50	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
51	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
52	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
53	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
54	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
55	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
56	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
57	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
58	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
59	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
60	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
61	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
62	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
63	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
64	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
65	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
66	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
67	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
68	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
69	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
70	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
71	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
72	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
73	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
74	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
75	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
76	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
77	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
78	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
79	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
80	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
81	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
82	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
83	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
84	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
85	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
86	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
87	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
88	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
89	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
90	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
91	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
92	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
93	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
94	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
95	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
96	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
97	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
98	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
99	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000
100	Association Rules	gond day beef soup	0.117	0.117	0.000	0.000

Tabel 10 Hasil frequency 1 itemset

No.	Items 1	Support	Frequency
1.	Good day freeze	0,230	10
2.	Kentang	0,154	10
3.	Lemineral	0,110	10
4.	Corndog Mozarella	0,105	10
5.	Nutrisari jeruk peras	0,102	10

Nilai *Confidence* pada metode *FP-Growth* merupakan nilai kecenderungan suatu item dengan item lainnya yang akan dibeli oleh pelanggan secara bersamaan. Dari nilai *Confidence* tersebut diharapkan dapat menghasilkan pasangan rules yang terbaik. Berdasarkan penetapan nilai minimum *Confidence* sebelumnya, maka didapati rules sebanyak 8 seperti tampak pada tabel dibawah ini:

Tabel 11 Hasil Association Rules

Premises	Conclusion	Support	Confident	Lift
Pop ice avocado	Corndog sosis	0.015	0.333	6.745
Good day capucino	Good day freeze	0.023	0.727	3.167
Teajus lemon	Good day freeze	0.017	0.667	2.903
Nutrisari lemon tea	Nutrisari jeruk peras	0.017	0.286	2.808
Otak-otak	Kentang	0.026	0.429	2.782
Nasi goreng gila	Nutrisari jeruk peras	0.015	0.278	2.730
Es susu coklat	Good day freeze	0.015	0.265	2.722
Pisang nugget	Kentang	0.017	0.333	1.269

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Algoritma *FP-Growth* merupakan salah satu teknik yang dapat digunakan dalam analisis data transaksi. Rule association yang terbentuk sebanyak 8 rule association dengan nilai confidence tertinggi yaitu pop ice avocado dan corndog sosis dengan nilai support 1.5% dan confident 33,3%. Dari hasil *rules association*, pemilik Kedai Teras Ciremai dapat menjadikan hasil tersebut sebagai acuan untuk ditambahkan sebagai rekomendasi menu makanan dan minuman di Kedai Teras Ciremai. Saran yang dapat diberikan untuk penelitian ini adalah kombinasi paket menu makanan ini masih kurang baik. Oleh karena itu perlu dilakukan penyempurnaan lebih lanjut. Untuk selanjutnya disarankan mencoba algoritma lain untuk membandingkan hasilnya atau meningkatkan jumlah data transaksi yang ada dengan algoritma yang sama dan dapat dikembangkan kembali agar hasil yang didapatkan lebih baik lagi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. S. Widodo, A. F. Rozi, P. Studi, S. Informasi, F. T. Informasi, and U. M. Buana, "Analisis Pola

Pembelian Di "Kedai Bang Yhoga 'S'", vol. 14, no. 1, pp. 1–10, 2021.

- [2] N. N. Merliani, N. I. Khoerida, N. T. Widiawati, L. A. Triana, and P. Subarkah, "Penerapan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Untuk Rekomendasi Menu Makanan Dan Minuman," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 8, no. 1, pp. 9–16, 2022, doi: 10.25077/teknosi.v8i1.2022.9-16.
- [3] L. Aldila, M. Fajar, and R. Rismayati, "Rekomendasi Paket Menu Angkringan Waru Tanjung Bias Dengan Algoritma Frequent Pattern Growth Berbasis Web (Angkringan Waru Tanjung Bias Menu Package Recommendation With Web Based Frequent Pattern Growth Algorithm)," *JTIM J. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 3, no. 2, pp. 2715–2529, 2021.
- [4] A. K. Putra, R. Hamonangan, R. Herdiana, E. Tohidi, and U. Hayati, "Penerapan Algoritma FP Growth pada Penjualan Produk Distro Raden Madura," *MEANS (Media Inf. Anal. dan Sist.*, vol. 7, no. 1, pp. 57–64, 2022, doi: 10.54367/means.v7i1.1858.
- [5] E. A. Novianda1, Munawir2, "Analisis Pola Pemesanan Makanan dan Minuman di Mulana Coffee Menggunakan Metode FP-Growth," *Techno.Com*, vol. 22, no. 3, pp. 758–768, 2023, doi: 10.33633/tc.v22i3.8175.
- [6] E. Nurarofah, R. Herdiana, and N. Dienwati Nuris, "Penerapan Asosiasi Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Pola Transaksi Penjualan Di Toko Roti," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 353–359, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6299.
- [7] D. Chaerunnissa and E. Mulyanto, "Belanja Konsumen Pada Data Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *Dinus*, vol. 1, no. October 2014, pp. 1–9, 2014.
- [8] D. Indahsari, "Penerapan Metode Asosiasi Dengan Algoritma FP-Growth Pada Data Transaksi PT John Tampi Group," *Comput. Based Inf. Syst. J.*, vol. 9, no. 2, pp. 1–9, 2021, doi: 10.33884/cbis.v9i2.3835.
- [9] A. R. Apriliyanto and D. Mahdiana, "PENINGKATAN STRATEGI PROMOSI KEDAI KOPI STIGA BINTARO DENGAN ALGORITME FREQUENT PATTERN - GROWTH INCREASING THE PROMOTION STRATEGY OF STIGA BINTARO COFFEE SHOP USING THE FREQUENT PATTERN - GROWTH," vol. 2, no. September, pp. 1014–1021, 2023.
- [10] I. AFRIYANI and I. Ali, "Implementasi Data Mining Terhadap Data Penjualan Pada Industri Kuliner Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *E-Link J. Tek. Elektro dan Inform.*, vol. 18, no. 1, p. 40, 2023, doi: 10.30587/e-link.v18i1.5340.