

IMPLEMENTASI ALGORITMA FP-GROWTH PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN SEBLAK JONTOR

Yulani¹⁾, Rudi Kurniawan²⁾ Yudhistira Arie Wijaya³⁾

¹ Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon, Jl. Perjuangan No. 10 B, Majasem, Cirebon

² Perangkat Lunak, STMIK IKMI Cirebon, Jl. Perjuangan No. 10 B, Majasem, Cirebon

³ Sistem Informasi, STMIK IKMI Cirebon, Jl. Perjuangan No. 10 B, Majasem, Cirebon

Co Responden Email: yulaniyulani1107@gmail.com

Abstract

Rapid developments in the business world, driven by advances in information technology, provide big challenges for entrepreneurs in facing increasingly fierce competition. Availability and analysis of goods sold are important keys in meeting consumer needs. Seblak, as one of the popular culinary delights in Indonesia, is also feeling the impact of increasingly intense competition. In these dynamic market conditions, in-depth knowledge of consumer behavior is the key to the success of a business. The problems that occur are business competition, there is no stock of the best-selling seblak raw materials, we don't understand purchasing patterns and the layout is less strategic. With a large volume of data, a systematic approach is needed. This research uses a data analysis method by applying the FP-Growth Algorithm. In the FP-Growth process based on the measurements used to select existing rules with a minimum Support of 20% and a minimum Confidence of 20%, 9 Association rules were found that provide valuable insight into the relationships between products. The rule with the highest Support value of 9.4% shows that purchasing Seblak Tulang is often followed by purchasing Original Seblak. In addition, the rule with the highest Confidence of 3.92% indicates that customers who buy Seblak Enoki are most likely to buy Seblak Tulang. This conclusion provides a holistic picture of Seblak consumer purchasing patterns, providing a strong understanding for inventory management and marketing strategies at Kedai Seblak Jontor.

Abstrak

Perkembangan pesat dalam dunia bisnis, didorong oleh kemajuan teknologi informasi, memberikan tantangan besar bagi pengusaha dalam menghadapi persaingan yang semakin ketat. Ketersediaan dan analisis barang yang dijual menjadi kunci penting dalam memenuhi kebutuhan konsumen. Seblak sebagai salah satu kuliner populer di Indonesia, turut merasakan dampak persaingan yang semakin intens. Dalam kondisi pasar yang dinamis ini, pengetahuan mendalam mengenai perilaku konsumen menjadi kunci keberhasilan sebuah usaha. Masalah yang terjadi adalah persaingan bisnis, tidak ada stok bahan baku seblak terlaris, belum memahami pola pembelian dan tata letak yang kurang strategis. Dengan volume data yang besar, diperlukan pendekatan sistematis. Penelitian ini memanfaatkan metode analisis data melalui penerapan Algoritma FP-Growth. Dalam proses FP-Growth, penelitian ini mengedepankan pada suatu ukuran tertentu untuk menentukan aturan yang terbentuk, dengan menetapkan batasan Support minimum sebesar 20% dan Confidence minimum sebesar 20% ditemukan 9 aturan Asosiasi yang memberikan wawasan berharga tentang hubungan antar produk. Aturan dengan nilai Support tertinggi sebesar 9.4% menunjukkan bahwa pembelian Seblak Tulang sering diikuti dengan pembelian Seblak Original. Selain itu, aturan dengan Confidence tertinggi sebesar 3.92% mengindikasikan bahwa pelanggan yang membeli Seblak Enoki kemungkinan besar akan membeli Seblak Tulang. Kesimpulan ini memberikan gambaran holistik tentang pola pembelian konsumen seblak, memberikan pemahaman yang kuat untuk pengelolaan persediaan dan strategi pemasaran di Kedai Seblak Jontor.

Article history

Received 12 Dec 2023

Revised 01 Jan 2024

Accepted 16 Jan 2024

Available online 27 Jan 2024

Keywords

Data mining

Fp-Growth Algorithm,

Rapidminer version 10.3

Purchasing patterns

Support and Confidence values

Riwayat

Diterima 12 Des 2023

Revisi 01 Jan 2024

Disetujui 16 Jan 2024

Terbit 27 Jan 2024

Kata Kunci

Data mining

Algoritma Fp-Growth,

Rapidminer versi 10.3

Pola pembelian

Nilai support dan confidence

PENDAHULUAN

Kemajuan dan persaingan yang terus berkembang di dunia bisnis, ditambah dengan *progres* teknologi informasi, telah menciptakan persaingan yang sengit dalam sektor perdagangan. Hal ini mendorong para pengusaha untuk *mengintensifkan* upaya mereka dalam merancang strategi yang matang guna menghadapi persaingan yang semakin ketat. Dalam mengatasi persaingan di ranah bisnis, pengusaha perlu mengembangkan *strategi* yang *efektif* serta memiliki pengetahuan bisnis yang mendalam agar dapat menanggapi dengan tepat terhadap kebutuhan dan permintaan konsumen. (Ulfa & Rahmatullah, S, 2023) (Maria et al., 2023). Ketersediaan barang yang akan dijual menjadi salah satu *aspek* yang membutuhkan perhatian dan analisis mendalam agar bisa memenuhi kebutuhan konsumen. Tahap penting dalam mengenali kondisi pasar melibatkan penafsiran *preferensi* belanja konsumen, yang dapat dianalisis melalui data transaksi pembelian yang tercatat (Sunarti et al., 2021).

Seblak sebagai salah satu kuliner populer di Indonesia, juga turut merasakan dampak persaingan yang semakin intens. Dalam kondisi pasar yang dinamis ini, pengetahuan mendalam mengenai perilaku konsumen menjadi kunci keberhasilan sebuah usaha. Masalah yang terjadi adalah persaingan bisnis, tidak ada stok persediaan bahan baku seblak terlaris dan tata letak yang kurang strategis yang akan berdampak pada tingkat kepuasan konsumen. Data yang dipergunakan dalam penelitian ini merupakan data transaksi penjualan Seblak Jontor yang akurat. Dalam konteks permasalahan ini harus ada pemanfaatan data transaksi penjualan untuk mengidentifikasi menu-menu yang biasanya sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen (Ramadhani et al., 2023). *Jumlah besar data transaksi penjualan yang tersedia semakin menambah kesulitan dalam melakukan analisis secara manual. Oleh karena itu, diperlukan bantuan sistem untuk memudahkan identifikasi pola penjualan. Pengolahan data tersebut diharapkan dapat menghasilkan informasi transaksi yang berguna untuk mengidentifikasi preferensi konsumen atau produk yang diminati konsumen (Ulfa & Rahmatullah, S, 2023).*

Penelitian yang telah dilakukan sebelumnya dengan judul “Implementasi

algoritma fp-growth untuk menemukan pola pembelian Konsumen pada Analisis keranjang pasar”. Masalahnya terletak pada pengaturan produk dengan mengelompokkannya berdasarkan jenisnya saja. Hasil *eksperimen* menghasilkan 324 aturan asosiasi dan *frequent itemset* yaitu terdiri dari kombinasi produk, seperti *Lunch Bag Dolly Girl Design* dan *Red Spotty Biscuit Tin*. Hubungan yang signifikan, diukur melalui *lift ratio*, ditemukan pada *kombinasi* tersebut dengan nilai 3,429. (prahartiwi, 2022).

Penelitian yang telah dilakukan sebelumnya dengan judul “Analisa Data Mining Menggunakan *Frequent Pattern Growth* pada Data Transaksi Penjualan PT Mora Telematika Indonesia untuk Rekomendasi Strategi Pemasaran Produk Internet“. Masalahnya adalah untuk menemukan *metode* penjualan produk yang lebih *efektif* guna tetap bersaing dalam kegiatan penjualan dan kepuasan konsumen. Dalam penelitian ini, analisis keranjang belanja menerapkan FP-Growth untuk *mengidentifikasi* pola yang menggunakan kerangka *data Tree*, yang dikenal sebagai *FP-Tree* (Wulandari, 2022). Salah satu hasil pola yang muncul dari analisa informasi transaksi penjualan dari Januari 2018 hingga April 2018 menciptakan 7 aturan asosiasi, yaitu nilai *lift ratio* terbesar terjadi pada penempatan *OxygenHome 25 - Super Double* yang berhubungan dengan penempatan *OxygenHome 15 - Super Double*, dengan *lift ratio* sebesar 4.59%, Support 3.125%, dan Confidence 0.67% (Simanjuntak & Windarto, 2020).

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola pembelian konsumen serta menetapkan nilai minimum *Support* dan *Confidence* yang optimal serta memberikan kontribusi bagi pengelola usaha. Salah satu teknologi yang dapat digunakan adalah melaksanakan proses *Data Mining* menggunakan *Metode Association Rule* penerapan Algoritma FP-Growth serta dukungan Rapidminer versi 10.3 dan MS.Excel.

Data Mining adalah aktivitas yang mencakup pengumpulan dan pemanfaatan data yang sudah di catat guna mendapatkan aturan, pola serta hubungan di dalam dataset yang berskala besar. Penerapan teknologi Data Mining bisa menjadi *alternatif* solusi untuk

menangani permasalahan tersebut (Wijaya & Pratama, 2022). Data mining yaitu rangkaian langkah-langkah proses yang digunakan untuk mengeksplorasi nilai tambah berupa informasi yang sebelumnya belum diketahui secara manual dari sebuah basis data (Ndruru & Syahra, 2022). Data mining adalah proses penemuan pola menarik dan tersembunyi dari suatu himpunan data yang besar yang tersimpan dalam basis data (Zebua et al., 2020). Dalam ranah *data mining* terdapat beragam teknik, di antaranya adalah teknik asosiasi. Teknik asosiasi ini diaplikasikan untuk menetapkan aturan asosiasi atau *relasi* antara produk-produk (Dwi Efranie & Rahaningsih, 2023).

Aturan Asosiasi merupakan suatu prosedur dalam *data mining* yang mengidentifikasi seluruh aturan *asosiatif* antara *kombinasi item* dalam basis data yang telah memenuhi tingkat *Support* dan *Confidence* minimal. Kriteria *Support* dan *Confidence* ini diterapkan untuk membentuk aturan asosiasi yang *signifikan* dan melakukan perbandingan dengan batasan minimal *Support* dan *Confidence* yang telah ditentukan. Dalam konteks ini, terdapat berbagai algoritma, sebagai salah satu contohnya adalah FP-Growth (Guntoro & Hutabarat, 2021). Aturan asosiasi adalah metode yang bertujuan untuk menemukan pola yang umumnya muncul di antara sejumlah besar transaksi, di mana masing-masing transaksi terdiri dari beberapa *item* (Tamara et al., 2021). Penganalisisan asosiasi dikenal juga sebagai suatu *teknik Data Mining* yang menjadi *fondasi* untuk berbagai metode *Data Mining* lainnya (Chailes et al., 2020).

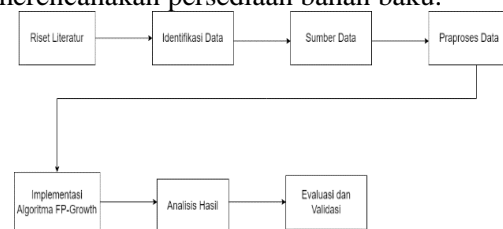
FP-Growth merupakan sebagai salah satu algoritma yang diterapkan untuk mengidentifikasi himpunan data yang sering keluar pada suatu *dataset*. Algoritma ini tidak melakukan pembangkitan calon (*candidate generation*), melainkan menerapkan konsep *FP-Tree* untuk mencari *Frequent Item Set*. Dengan penerapan Algoritma FP-Growth pada analisis asosiasi, *history* data transaksi dapat dijalankan menerapkan *tools* Rapidminer dan mendapatkan nilai *Confidence* atau beberapa pola hubungan antar barang pada transaksi penjualan (Dwi Efranie & Rahaningsih, 2023). Algoritma FP-Growth merupakan algoritma yang mengaplikasikan metode untuk mengidentifikasi *relasi* antar *item* yang

seringkali muncul dengan *mengonversinya* menjadi struktur data *FP-Tree*. FP-Growth adalah suatu metode untuk *merepresentasikan* pola pembelian konsumen dan item yang kerap muncul secara bersamaan, khususnya pada item yang sering dibeli oleh konsumen. Hal ini memungkinkan analisis data dengan menetapkan pola asosiasi yang *signifikan* (Fakhriansyah et al., 2022).

Hasil penelitian ini dapat memberikan pemahaman mendalam mengenai pola pembelian konsumen pada Kedai Seblak Jontor melalui Implementasi Algoritma FP-Growth. Dengan menentukan nilai minimum *Support* dan *Confidence* yang optimal, hasil analisis dapat memberikan wawasan strategis dalam pengelolaan persediaan, perencanaan menu yang lebih *atraktif*, dan merancang rencana pemasaran yang lebih *efisien*. Dengan demikian, hasil penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi akademis dalam bidang data mining dan Analisis Asosiasi, tetapi juga memberikan manfaat praktis bagi pengelola usaha kuliner dalam mengoptimalkan operasional dan meningkatkan kepuasan konsumen.

METODE PENELITIAN

Associatoin rule digunakan untuk mengumpulkan data dengan memanfaatkan Algoritma FP-Growth. Algoritma ini mengidentifikasi data yang secara *konsisten* muncul dalam suatu set data. Algoritma ini digunakan bukan hanya untuk menentukan kemunculan produk yang sering dibeli, akan tetapi bisa menemukan pola pembelian dan merencanakan persediaan bahan baku.



Gambar 1. Metode Penelitian

Tahapan-tahapan dari penelitian dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Riset Literatur

Membaca jurnal ilmiah, buku, artikel, dan sumber literatur terkait untuk memahami konsep dasar teori asosiasi, FP-Growth, dan penerapannya dalam analisis pola pembelian.

2. Identifikasi Data

Menentukan jenis data yang diperlukan untuk analisis transaksi penjualan Seblak Jontor, seperti ID transaksi, ID produk, dan jumlah pembelian.

3. Sumber Data

Mengidentifikasi sumber data yang akan dimanfaatkan, yaitu basis data penjualan Seblak Jontor atau rekam transaksi harian dari sistem penjualan.

4. Praproses Data

Melakukan praproses data untuk membersihkan dan mempersiapkan data transaksi, termasuk pembersihan data, penghapusan duplikat, dan konversi ke format transaksi.

5. Implementasi Algoritma FP-Growth

Lakukan Implementasi algoritma FP-Growth pada data pembelian Seblak Jontor dengan tujuan FP-Tree, mengidentifikasi frequent itemsets, dan menghasilkan aturan asosiasi.

6. Analisis Hasil

Analisis hasil dari FP-Growth untuk Mengenal pola pembelian yang *signifikan*, seperti gabungan produk yang kerap dibeli bersama-sama.

7. Evaluasi dan Validasi

Uji coba rekomendasi menu pada sekelompok pelanggan atau dalam *simulasi* untuk *mengevaluasi respons* pelanggan.

A. Sumber data

1. Data primer

Data primer adalah *type* dan sumber data penelitian yang didapatkan dengan langsung dari sumber utama, baik itu individu atau kelompok, tanpa melibatkan perantara.

a. Wawancara

Melakukan *interaksi* langsung dengan pemilik usaha Seblak dengan tujuan memperoleh data atau informasi yang dibutuhkan.

b. Observasi

Melakukan *observasi* terhadap aktivitas yang terjadi di usaha Seblak Jontor guna mengumpulkan data dan informasi yang sesuai dengan pengamatan dan sesuai dengan keadaan sebenarnya.

2. Data Sekunder

Data sekunder adalah jenis informasi penelitian yang diperoleh oleh peneliti

dengan tidak langsung melalui perantara, seperti yang dicatat atau disimpan oleh pihak lain. Data sekunder ini dapat berupa bukti, catatan, atau laporan *historis* yang telah tersusun dalam bentuk *arsip* atau dokumen. (Argita Endraswara, 2013). Dalam penelitian ini, *data sekunder* diperoleh dengan melakukan permohonan izin untuk *mengakses* bukti-bukti *transaksi* harian pada usaha Seblak Jontor.

B. Populasi dan Sampel

1. Populasi

Populasi mencakup seluruh transaksi penjualan yang tercatat di kedai Seblak Jontor. Ini mencakup seluruh dataset transaksi penjualan setiap harinya. Populasi ini mencakup berbagai jenis transaksi pembelian berbagai varian Seblak.

2. Sampel

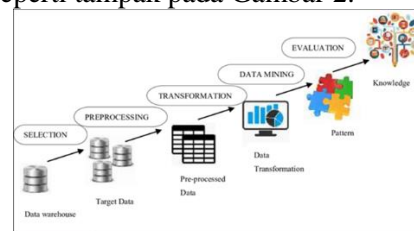
Sampel dalam penelitian ini mencakup sejumlah transaksi penjualan yang di ambil berdasarkan produk yang di beli, jumlah pembelian dan total harga pada transaksi penjualan Seblak Jontor.

C. Teknik Pengumpulan Data

Terdapat 3 tahapan dalam teknik pengumpulan data, yang pertama adalah melakukan observasi pada tempat usaha Seblak Jontor yang telah ditemukan. Selanjutnya, memberikan pertanyaan-pertanyaan yang dapat menyediakan tambahan informasi dengan melakukan wawancara langsung kepada pemilik usaha, setelah itu mengumpulkan data-data bukti transaksi dan dokumentasi berupa menu Seblak Jontor.

D. Teknik Analisis Data

Analisis data menggunakan teknik *Knowledge Discovery in Database (KDD)* seperti tampak pada Gambar 2.



Gambar 2. Knowledge Discovery in Database (KDD)

Dalam penelitian ini, metode yang diterapkan adalah *Knowledge Discovery In Database (KDD)*. KDD merupakan pendekatan untuk mendapatkan pengetahuan

dari basis data yang tersedia. Dalam *struktur database*, didapat beberapa tabel yang memiliki keterkaitan. Hasil dari pengetahuan yang dihasilkan melalui proses *KDD* bisa berfungsi sebagai landasan pengetahuan atau bisa disebut *Knowledge Base* yang berguna untuk mendukung proses mengambil keputusan.

Seringkali istilah *KDD (Knowledge Discovery In Database)* dan *data mining* diterapkan secara bergantian yaitu untuk merujuk pada proses penggalian pengetahuan yang tersembunyi di dalam suatu basis data yang besar. Secara umum, proses (*KDD*) dapat diuraikan sebagai berikut:

1. *Data Selection*, Tahap awal dalam *Knowledge Discovery In Database (KDD)* melibatkan pemilihan atau seleksi data dari kumpulan data. Proses ini memastikan bahwa data yang akan dimanfaatkan untuk penggalian informasi dalam *data mining* telah dipilih dengan cermat. Data yang telah terpilih disimpan dalam berkas terpisah dari basis data *operasional*.
2. *Data Preparation* yaitu *preprocessing* dari penyeleksian data (*Data Selection*). Proses *data preparation* adalah menduplikasi data, memeriksa data dan melakukan koreksi terhadap kesalahan yang mungkin ada pada data.
3. *Data Transformation* yaitu proses mengubah data yang sudah terpilih, biasanya dari format sistem sumber ke dalam format yang diperlukan.
4. *Data Mining* adalah langkah yang bertujuan untuk menggali pola dan karakteristik dalam data, dalam tahapan ini digunakan metode Asosiasi *FP-Growth*.
5. *Evaluation* pada langkah ini mencakup peninjauan kembali hasil penelitian setelah menjalani proses data mining.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, persiapan data dilakukan dengan menyusun daftar transaksi dari Kedai Seblak Jontor yang mencakup data penjualan dari tanggal 01 Oktober 2023 hingga 30 November 2023, dengan jumlah data mencapai 1.032. Setelah data transaksi penjualan terkumpul, selanjutnya dilakukan Implementasi Algoritma *FP-Growth*. Untuk membuktikan hal tersebut, dilakukan perhitungan *Association rule* guna mengidentifikasi pola pembelian. Berikut

adalah rincian data transaksi penjualan dari Kedai Seblak Jontor, terlihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Transaksi Penjualan

Tran saksi	Tanggal	Nama Barang	Harga
1	1-Oct-23	Seblak Original	9,000
1	1-Oct-23	Seblak Tulang	11,000
2	2-Oct-23	Seblak Batagor	11,000
2	2-Oct-23	Seblak Enoki	12,000
2	2-Oct-23	Seblak Ayam Suir	13,000
3	2-Oct-23	Seblak Original	9,000
4	2-Oct-23	Seblak Original	9,000
5	2-Oct-23	Seblak Tulang	11,000
6	2-Oct-23	Seblak Ceker	11,000
7	2-Oct-23	Seblak Tulang	11,000
.....
534	30-Nov-23	Seblak Bcl	13,000

Berikut merupakan tahapan yang dilakukan dengan menggunakan *Knowledge Discovery In Database (KDD)* sebagai berikut:

1. Data

Data dalam bentuk file excel yang bernama Data Transaksi di peroleh langsung dari Kedai Seblak Jontor, Terdapat total 1.033 catatan, yang melibatkan dari 4 *atribut* dalam Tabel 2.

Tabel 2. Atribut default file data transaksi Seblak Jontor

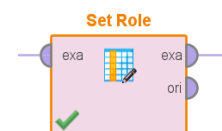
No	Atribut	Type Data	Keterangan
1.	Transaksi	Integer	
2.	Tanggal	Data-time	
3.	Nama Barang	Nominal	
4.	Harga	Integer	

Untuk menyertakan *dataset* ini ke dalam *repositori* RapidMiner, langkah yang diperlukan adalah *mengimpor* data transaksi.xlsx ke dalam *Operator Retrieve Data*, bisa terlihat pada Gambar 3.



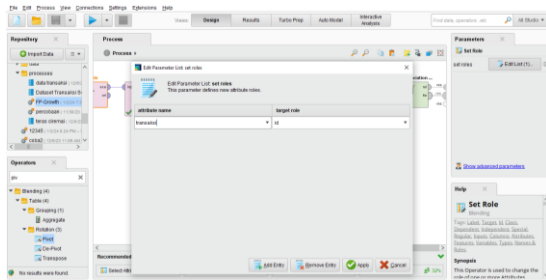
Gambar 3. Retrieve Data dalam Ravidminer

2. Selection



Gambar 4. Set Role

Parameter yang digunakan *Parameter Set Role* terlihat di Gambar 5.



Gambar 5. Parameter Set Roles

Informasi yang diperoleh dari membaca Operator Set Role adalah seperti Tabel 3.

Tabel 3. Hasil operator set role

No.	Uraian	Keterangan
1.	Record	1.032
2.	Spasial attribute	1
3.	Regular attribute	11
4.	Attribute :	
	Keyword	
	Transaksi	Integer
	Tanggal	Data-Time
	Nama barang	Nominal
	Harga	Integer

Karena dataset tidak terstruktur dengan baik, maka *Operator Pivot* digunakan untuk menyusun kembali data ke dalam tabel yang lebih besar dengan mengelompokkannya yaitu menghitung rata-rata, jumlah dan ukuran lainnya di setiap kelompok.



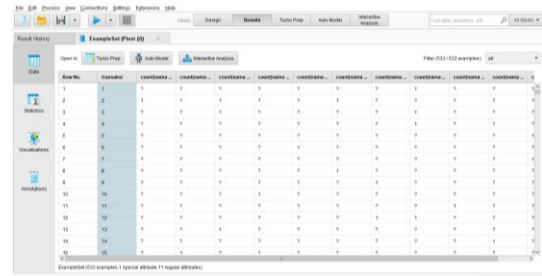
Gambar 6. Operator Pivot dalam Rapidminer

Parameter yang digunakan pada *Operator Pivot* yang dipakai dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Operator Pivot pada Rapidminer

No.	Parameter	isi
1.	group by attribute	Select Attributes Transaksi
2.	column grouping attribute	Nama barang
3.	aggregation attribute	Edit list Nama barang : count

Dengan menggunakan Operator Pivot, hasil yang diperoleh terlihat pada Gambar 7.



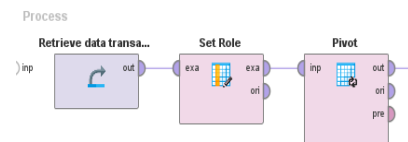
Gambar 7. Hasil Penggunaan Pivot

Dari hasil penggunaan *Operator Pivot*, informasi yang diperoleh ada pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil operator pivot

No.	Uraian	Keterangan
1.	Record	533
2.	Special Attribute	1
3.	Reguler Atribute	11
4.	Attribute :	Integer
	Transaksi	Integer
	Count>Nama Barang)_Seblak Ayam Suir	Integer
	Count>Nama Barang)_Seblak Baso	Integer
	Count>Nama Barang)_Seblak Batagor	Integer
	Count>Nama Barang)_Seblak Bcl	Integer
	Count>Nama Barang)_Seblak Ceker	Integer
	Count>Nama Barang)_Seblak Enoki	Integer
	Count>Nama Barang)_Seblak Komplit	Integer
	Count>Nama Barang)_Seblak Original	Integer
	Count>Nama Barang)_Seblak Seafood	Integer
	Count>Nama Barang)_Seblak Sosial	Integer
	Count>Nama Barang)_Seblak Tulang	Integer

Proses di Rapidminer mencakup tahapan *Selection* terlihat di Gambar 8.



Gambar 8. Proses Selection

3. Preprocessing

Tahap pembersihan data (*cleansing*) mencakup penanganan nilai yang hilang (*missing*) atau tidak teratur, dilakukan dalam tahapan *preprocessing*. Sebelum menjalankan tahapan ini, melakukan *analisis* dulu untuk

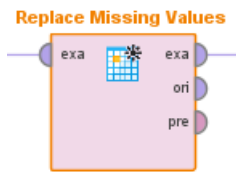
menentukan apa atribut dalam *dataset* yang telah terpilih mengandung nilai yang hilang atau belum *konsisten*.

transaksi	Integer	0	1	534	267.167
count(nama barang)_seblak ay...	Integer	0	1	1	0.003
count(nama barang)_seblak ba...	Integer	0	1	3	1.062
count(nama barang)_seblak ba...	Integer	0	1	3	1.072
count(nama barang)_seblak bcl	Integer	0	1	2	1.115
count(nama barang)_seblak ce...	Integer	0	1	1	1
count(nama barang)_seblak en...	Integer	0	1	2	1.063
count(nama barang)_seblak ko...	Integer	0	1	4	1.122
count(nama barang)_seblak ori...	Integer	0	1	4	1.000
count(nama barang)_seblak se...	Integer	0	1	3	1.117
count(nama barang)_seblak so...	Integer	0	1	1	1
count(nama barang)_seblak t...	Integer	0	1	7	1.207

Gambar 9. Atribut memiliki nilai missing

Berdasarkan penjelasan tersebut, maka diperlukan proses *preprocessing* karena beberapa atribut pada *dataset* memiliki nilai yang hilang (*missing*).

Untuk mengatasi nilai *missing* digunakan operator *Replace Missing Values* seperti Gambar 10.



Gambar 10. Operator Replace Missing Values parameter yang digunakan pada Operator Replace Missing Values bisa dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Parameter yang diterapkan pada operator Replace Missing Values

No.	Parameter	Isi
1.	Attribute filter type	Subset
2.	Attributes	Select attributes... Count(nama barang)_seblak ayam suir Count(nama barang)_seblak baso Count(nama barang)_seblak batagor Count(nama barang)_seblak bcl Count(nama barang)_seblak ceker Count(nama barang)_seblak enoki Count(nama barang)_seblak komplit Count(nama barang)_seblak original Count(nama barang)_seblak seafood

Count(nama barang)_seblak sosis
Count(nama barang)_seblak tulang
Zero

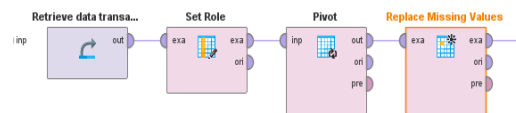
3. Default

Dari hasil *Operator Replace Missing Values* didapat informasi seperti pada Gambar 11.

transaksi	Integer	0	1	534	267.167
count(nama barang)_seblak ay...	Integer	0	0	1	0.003
count(nama barang)_seblak ba...	Integer	0	0	3	0.225
count(nama barang)_seblak ba...	Integer	0	0	3	0.251
count(nama barang)_seblak bcl	Integer	0	0	2	0.054
count(nama barang)_seblak ce...	Integer	0	0	1	0.006
count(nama barang)_seblak en...	Integer	0	0	2	0.158
count(nama barang)_seblak ko...	Integer	0	0	4	0.173
count(nama barang)_seblak ori...	Integer	0	0	4	0.305
count(nama barang)_seblak se...	Integer	0	0	3	0.197
count(nama barang)_seblak so...	Integer	0	0	1	0.059
count(nama barang)_seblak t...	Integer	0	0	7	0.426

Gambar 11. Hasil Replace Missing Values

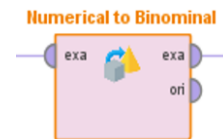
Dari Gambar 8 tersebut tampak bahwa *dataset* sudah tidak memiliki lagi nilai *Missing*. Tahap *Selection* pada model proses di RapidMiner terlihat di Gambar 12.



Gambar 12. Processing data

4. Transformation

Karena *tipe dataset* berjenis *numerical*, diperlukan proses *Transformation* untuk mengalihkan data *Numerical* menjadi *Binominal* dengan menerapkan *Operator Numerical to Binominal* yang dapat dilihat pada Gambar 13.



Gambar 13. Numerical to Binominal

Parameter yang digunakan pada *Operator Numerical to Binominal* dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Operator Numerical to Binominal

No.	Parameters	Isi
1.	Attribute filter type	Subset
2.	Attributes	Select attributes... Count(nama barang)_seblak ayam suir Count(nama barang)_seblak baso Count(nama

barang)_seblak batagor
Count(nama
barang)_seblak bcl
Count(nama
barang)_seblak cecker
Count(nama
barang)_seblak enoki
Count(nama
barang)_seblak komplit
Count(nama
barang)_seblak original
Count(nama
barang)_seblak seafood
Count(nama
barang)_seblak sosis
Count(nama
barang)_seblak tulang

new seblak baso
name
old Count(nama
name barang)_seblak
batagor
new seblak batagor
name
old Count(nama
name barang)_seblak bcl
new seblak bcl
name
old Count(nama
name barang)_seblak
cecker
new seblak cecker
name
old Count(nama
name barang)_seblak
enoki
new seblak enoki
name
old Count(nama
name barang)_seblak
komplit
new seblak komplit
name
old Count(nama
name barang)_seblak
original
old Count(nama
name barang)_seblak
seafood
new seblak seafood
name
old Count(nama
name barang)_seblak
sosis
new seblak sosis
name

Hasil dari penerapan *Operator Numerical to Binominal* dapat dilihat pada Gambar 14.

No	Transaksi	Integer	0	1	534	Count	267, 197
1	count(nama barang)_seblak ay...	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
2	count(nama barang)_seblak ba...	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
3	count(nama barang)_seblak ba...	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
4	count(nama barang)_seblak bcl	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
5	count(nama barang)_seblak ce...	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
6	count(nama barang)_seblak en...	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
7	count(nama barang)_seblak ka...	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
8	count(nama barang)_seblak ori...	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
9	count(nama barang)_seblak se...	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
10	count(nama barang)_seblak tu...	Binominal	0	1	534	Count	267, 197

Gambar 14. Hasil pemakaian operator Numerical to Binominal

Agar penamaan atribut yang panjang, seperti contohnya "Count(nama barang)_seblak ayam suir," dapat diubah menjadi "Ayam Suir," dapat menggunakan *Operator Rename* sebagaimana terlihat pada Gambar 15.



Gambar 15. Rename

Parameter yang digunakan pada *Operator Rename* tampak pada Tabel 8.

Tabel 8. Rename

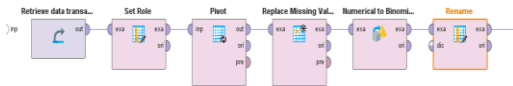
No.	Parameter	isi
1	Rename Attributes	Edit list.....
	old name	Count(nama barang)_seblak ayam suir
	new name	seblak ayam suir
	old name	Count(nama barang)_seblak baso
	new name	seblak baso

Hasil setelah menggunakan *Operator Rename* dapat dilihat pada Gambar 16.

No	Transaksi	Integer	0	1	534	Count	267, 197
1	seblak ayam suir	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
2	seblak baso	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
3	seblak batagor	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
4	seblak bcl	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
5	seblak cecker	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
6	seblak enoki	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
7	seblak komplit	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
8	seblak original	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
9	seblak seafood	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
10	seblak sosis	Binominal	0	1	534	Count	267, 197
11	seblak tulang	Binominal	0	1	534	Count	267, 197

Gambar 16. Hasil Penggunaan Operator Rename

Tahapan pada Rapidminer hingga langkah transformasi (*Rename*) dapat dilihat Gambar 17.

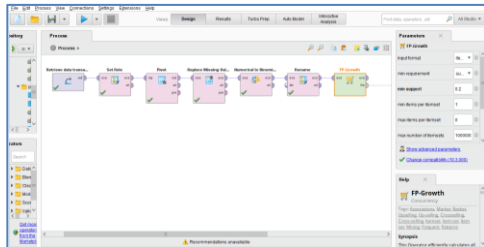


Gambar 17. Proses Rename.

5. Data Mining

Selanjutnya yaitu langkah data mining menerapkan operator FP-Growth, sebagaimana Gambar 17. Operator ini dengan efektif melakukan perhitungan seluruh himpunan item yang seringkali muncul di dalam kumpulan contoh.

a. FP-Growth



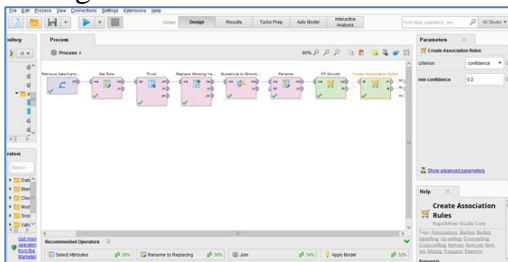
Gambar 18. Operator FP-Growth

Penerapan algoritma FP-Growth mendapatkan pembentukan 2 itemset yang saling berhubungan dengan nilai Support minimal 0,2 atau 20%. Informasi ini terlihat pada Gambar 19.

Gambar 19. Hasil Frequent Itemsets (FP-Growth)

b. Association Rule

Operator yang disebut Create Association Rules dibutuhkan untuk mendapatkan aturan asosiasi, sebagaimana Gambar 20.

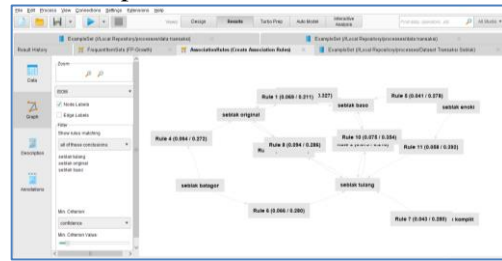


Gambar 20. Operator Create Association Rule

6. Evaluation

Hasil dari rapidminer yaitu berupa graph dan description. Grafik hasil dapat terlihat

pada Gambar 21, sementara deskripsi hasil terlihat pada Gambar 22.



Gambar 21. Graph Rapidminer

Gambar 22. Description Rapidminer

Data yang digunakan sebanyak 1.032 baris transaksi penjualan, dan setelah di transformasi data menghasilkan 533 baris data dengan 11 produk di dalamnya. Hasil dari Asosiasi dengan menggunakan nilai Support 0,2 (20%) dan Confidence 0,2 (20%) mendapatkan 9 aturan Asosiasi terlihat pada Gambar 23.

Gambar 23. Hasil Create Association Rules

Hasil aturan Asosiasi pada Tabel 4.10 di atas dapat di interpretasi sebagai berikut:

1. Rule 1: Jika Konsumen melakukan transaksi Seblak Tulang kemungkinan besar Konsumen melakukan transaksi Seblak Original, aturan ini memiliki nilai Support 0.094 dan Confidence 0.266.
2. Rule 2: Jika Konsumen melakukan transaksi Seblak Batagor kemungkinan besar Konsumen melakukan transaksi Seblak Original, aturan ini memiliki nilai Support 0.064 dan Confidence 0.272.
3. Rule 3: Jika Konsumen melakukan transaksi Seblak Enoki kemungkinan besar Konsumen melakukan transaksi

- Seblak Baso, aturan ini memiliki nilai Support 0.041 dan Confidence 0.278.
4. Rule 4: Jika Konsumen melakukan transaksi Seblak Batagor kemungkinan besar Konsumen melakukan transaksi Seblak Tulang, aturan ini memiliki nilai Support 0.066 dan Confidence 0.280.
 5. Rule 5: Jika Konsumen melakukan transaksi Seblak Komplit kemungkinan besar Konsumen melakukan transaksi Seblak Tulang, aturan ini memiliki nilai Support 0.043 dan Confidence 0.280.
 6. Rule 6: Jika Konsumen melakukan transaksi Seblak Original kemungkinan besar Konsumen melakukan transaksi Seblak Tulang, aturan ini memiliki nilai Support 0.094 dan Confidence 0.286.
 7. Rule 7: Jika Konsumen melakukan transaksi Seblak Baso kemungkinan besar Konsumen melakukan transaksi Seblak Original, aturan ini memiliki nilai Support 0.069 dan Confidence 0.327.
 8. Rule 8: Jika Konsumen melakukan transaksi Seblak Baso kemungkinan besar Konsumen melakukan transaksi Seblak Tulang, aturan ini memiliki nilai Support 0.075 dan Confidence 0.354.
 9. Rule 9: Jika Konsumen melakukan transaksi Seblak Enoki kemungkinan besar Konsumen melakukan transaksi Seblak Tulang, aturan ini memiliki nilai Support 0.058 dan Confidence 0.392.

Dari hasil implementasi data mining menggunakan Algoritma FP-Growth dengan Tools Rapidminer dapat disimpulkan bahwa metode ini dapat menjadi bahan Referensi bagi pemilik Kedai Seblak Jontor dalam perencanaan persediaan Seblak apa saja yang kemungkinan sering di beli dan jarang di beli, sehingga dapat diperkirakan ketersediaan stok bahan baku yang harus didahulukan sesuai dengan kebutuhan dan permintaan.

KESIMPULAN

Dari hasil Penerapan data mining menggunakan Algoritma FP-Growth dengan Tools Rapidminer dapat disimpulkan Implementasi Algoritma FP-Growth pada data transaksi penjualan Seblak Jontor memberikan kontribusi signifikan dalam memahami pola pembelian konsumen seblak. Hasil analisis menunjukkan bahwa Algoritma ini dapat

memberikan informasi detail tentang seblak yang sering dan jarang dibeli, memungkinkan pemilik untuk merencanakan stok bahan baku secara lebih efisien. Dengan menerapkan nilai minimum Support sebesar 20% dan minimum Confidence sebesar 20%, didapatkan 9 aturan asosiasi yang memberikan wawasan berharga tentang hubungan antar produk. Aturan dengan nilai Support tertinggi sebesar 9.4% menunjukkan bahwa pembelian Seblak Tulang sering diikuti dengan pembelian Seblak Original. Selain itu, aturan dengan Confidence tertinggi sebesar 3.92% mengindikasikan bahwa pelanggan yang membeli Seblak Enoki kemungkinan besar akan membeli Seblak Tulang. Dari hasil implementasi data mining menggunakan Algoritma FP-Growth pada transaksi pembelian Seblak Jontor ini dapat membantu dalam pengambilan keputusan maupun memberikan informasi pola transaksi pembelian Seblak Jontor yang sering dibeli dan jarang dibeli, sehingga perencanaan dalam persediaan Seblak Jontor diharapkan dapat lebih efektif dan efisien dari yang sebelumnya, serta memberikan manfaat praktis bagi pengelola usaha kuliner dalam mengoptimalkan operasional dan meningkatkan kepuasan konsumen.

REFERENSI

- Anggraini, D., Sanjaya, U. P., & Sa'ida, I. A. (2022). Analisis Penerapan Metode Association Rule Mining Untuk Transaksi Penjualan di Toko Bangunan Dengan Algoritma Apriori. *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, 5(2), 124–138.
- Aquila, A., Pabendon, C., & Purnomo, H. D. (2023). *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA Penerapan Algoritma Apriori dan FP-Growth Untuk Marke t Basket Analisis Pada Data Transaksi NonPromo*. 7, 975–984.
- Fakhriansyah, M., Fathimahhayti, L. D., & Gunawan, S. (2022). G-Tech : Jurnal Teknologi Terapan. *G-Tech : Jurnal Teknologi Terapan*, 6(2), 295–305.
- Ferdiansyah, M., & Andriasari, S. (2023). Aplikasi Email Clinet Multi-Platform. *Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi. Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika Dan*

- Komunikasi*, 4(1), 173–181.
- Najmi, R. L., Irsyad, M., Insani, F., Nazir, A., & . P. (2023). Analisis Pola Asosiasi Data Transaksi Penjualan Minuman Menggunakan Algoritma FP-Growth dan Eclat. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 5(1), 0–7.
- Pabutungan, G. J., & Purnomo, H. D. (2023). Analisa Market Basket Analysis untuk Melihat Pola Transaksi Customer Menggunakan Algoritma Apriori dan FP-Growth. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 7, 966–974.
- Prahartiwi, L. I. (2022). Implementasi Algoritma Fp-Growth Untuk Menemukan Pola Pembelian Konsumen Pada Analisis Keranjang Pasar. *IJIS - Indonesian Journal On Information System*, 7(1), 71–78.
- Prasetyo, F., Hasugian, H., Informasi, F. T., Luhur, U. B., Mining, D., & Pembelian, P. (2023). *Analisa Pola Pembelian Produk Makanan Menggunakan Algoritma FP-GROWTH untuk Strategi Penjualan*. 7, 11–20.
- Pratama Putra, I. B. I., & Eniyati, S. (2022). Analisis Pola Pembelian Konsumen pada Data Transaksi Penjualan Suku Cadang Mobil dengan Algoritma FP-Growth (Studi Kasus: PT. Sun Star Motor Kudus). *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, 22(2), 882.
- Ramadhani, R. Z., Herdiansah, A., Mahpud, M., & Febriyanti, I. (2023). Pengembangan Sistem Point of Sales Berbasis Web pada Apotik Klinik Bidan Ningsih. *JIKA (Jurnal Informatika)*, 7(4), 397–404.
<https://doi.org/10.31000/jika.v7i4.959>
- Maria, V., Pratama, A. N., Ginanjar, I., Nurachim, R. I., & Triansyah, J. (2023). Perancangan Sistem Informasi Penjualan pada Toko Royal Ice Cream dengan Metode Rapid Application Development. *JIKA (Jurnal Informatika)*, 7(4), 479–486.
<https://doi.org/10.31000/jika.v7i4.9602>
- Simanjuntak, H. E., & Windarto, W. (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.
- Soleh, P., Tholib, A., & Hidayat, M. N. F. (2022). Penerapan Data Mining Untuk Analisa Pola Pembelian Produk Menggunakan Algoritma Frequent Pattern – Growth. *Rekayasa*, 14(3), 456–460.
- Syahputri, N. (2020). Penerapan Data Mining Asosiasi pada Pola Transaksi dengan Metode Apriori. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 4(2), 728–736.
- Ulfa, L., & Rahmatullah, S. I. (2023). Analisa Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Nusa Ricebowl & Burger. *JISAMAR (Journal of ...)*, 7(2), 388–402.
- Ünvan, Y. A. (2021). Market basket analysis with association rules. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 50(7), 1615–1628.
- Wibowo, T. M., & Karyati, C. M. (2021). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori pada Transaksi Penjualan Produk (Studi kasus Toko Kanaya Rooftop Garden). *Explore*, 11(2), 127.
- Wulandari, N. (2022). Market Basket Analysis Dalam Penentuan Paket Produk Menggunakan Algoritma Fp-Growth (Studi Kasus: Pt. Catur Mitra Sehati Sentosa). *JIKA (Jurnal Informatika)*, 6(1), 57.
<https://doi.org/10.31000/jika.v6i1.5439>