

PENERAPAN ASOSIASI MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA POLA TRANSAKSI PENJUALAN DI TOKO ROTI

Eva Nurarofah, Ruli Herdiana, Nisa Dienwati Nuris

Komputerisasi Akuntansi, STMIK IKMI CIREBON

Teknik Informatika, STMIK IKMI CIREBON

Jl. Perjuangan No. 10B Majasem Kec. Kesambi Kota Cirebon

evanurarofah06@gmail.com

ABSTRAK

Pertumbuhan industri roti yang berkelanjutan mengharuskan setiap perusahaan roti menerapkan rencana bisnis inovatif yang sesuai. Dipengaruhi oleh tata letak produk dalam katalog yang tidak sesuai, pelanggan mungkin sering mengalami kesulitan selama proses pembelian. Dalam situasi ini, perlu untuk menganalisis strategi asosiasi. Perihal tersebut dapat diatasi dengan sebagian metode, namun yang sangat efisien ialah dengan melaksanakan analisis terhadap bermacam jenis produk roti yang kerap dibeli konsumen bertepatan dengan jenis yang lain. Hal ini dilakukan agar jenis produk roti yang berbeda memiliki varian yang bermakna atau mempengaruhi sifat asosiatif. Asosiasi data mining dengan pemakaian algoritma FP- Growth merupakan metode yang digunakan untuk menangani permasalahan ini. Serta sepanjang implementasi, program yang digunakan merupakan Rapidminer Studio. Dalam riset ini menggunakan *minimum support* 20 % dan *minimum confidence* 80% menciptakan 4 aturan asosiasi, diantara Jika membeli roti varian *tiramisu croissant* dan *americano*, maka kemungkinan membeli roti varian *angbutter* juga; Jika membeli roti varian *plain bread* dan *americano*, maka kemungkinan membeli roti varian *angbutter* juga; Jika membeli roti varian *jam*, maka kemungkinan membeli roti varian *plain bread* juga; dan Jika membeli roti varian *americano*, maka kemungkinan membeli roti varian *angbutter* juga. Aturan tersebut bisa digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam membuat keputusan strategi penjualan yang efisien.

Kata kunci: Penjualan Roti; Asosiasi; Algoritma *FP-Growth*; RapidMiner.

1. PENDAHULUAN

Dunia bisnis saat ini sedang dalam keadaan berkembang pesat, dalam khususnya yang beroperasi di dunia perdagangan. Semakin lama bisnis dijalankan, semakin besar kemungkinan terjadinya transformasi dan konstruksi. Situasi ini mengakibatkan daya saing antar industri, baik akibat kenaikan harga, kenaikan volume produksi, maupun kemajuan teknologi. Hal ini menuntut industri untuk lebih memahami potensi kerugian dari lingkungan keadaan terhadap industri sehingga industri dapat memahami strategi pemasaran seperti apa yang harus diterapkan di dalam industry[1]

Roti adalah makanan yang sudah lama diperkenalkan ke masyarakat umum, dan perkembangannya sangat cepat. Mengingat roti kini menjadi makanan pokok sehari-hari, tak heran jika roti juga menjadi hidangan utama sarapan sebagai pengganti nasi karena melimpahnya nutrisi yang terdapat didalam roti. Industri roti merupakan salah satu industri yang kuat di bidang makanan dan minuman. Roti saat ini cukup mudah didapat karena sudah banyak usaha yang memulai industri roti[1].

Data transaksi toko roti dalam penelitian ini bersumber dari situs web *Kaggle* yang dihimpun oleh Hosub Jeong pada tahun 2019. Hosub Jeong merupakan seorang pekerja paruh waktu di toko roti kecil tersebut. Toko Roti ini terletak di Korea. Toko tersebut memulai layanan pengiriman pada Juli 2019 menggunakan platform pengiriman bernama *Bea Min*. Karena menggunakan *system delivery*, katalog

menjadi sesuatu yang penting dalam proses penjualan. Desain katalog penjualan yang kurang begitu diperhatikan dan belum efisien dalam spesifikasi tata letak barang mengakibatkan pembeli mengalami kesusahan selama proses pembelian. Varian produk roti yang ingin dibeli bersama dengan varian lain umumnya juga terkadang habis. Masalah-masalah tersebut dapat menyebabkan minat beli dari toko yang disebutkan di atas menjadi menurun.

Untuk menangani permasalahan tersebut, maka pada penelitian ini dilaksanakan dengan memanfaatkan data menjadi sebuah informasi, atau yang biasa disebut dengan data mining. Penelitian ini memanfaatkan metode asosiasi frngan algoritma *FP-Growth*. Metode asosiasi dapat digunakan untuk mengetahui hubungan kombinasi antar *item*. Peran data mining dalam penelitian ini dapat membantu pemilik toko dalam pengaturan tata letak suatu barang dalam sebuah katalog, dimana barang yang dibeli secara bersamaan agar diletakkan berdekatan. Hal tersebut bertujuan agar mempermudah pembeli dalam mencari barang yang diinginkan. Selain itu, pengaturan tata letak barang dalam sebuah katalog yang sesuai dapat membuat tampilan katalog menjadi menarik dan lebih efisien.

Studi terdahulu yang telah dicoba, antara lain oleh Adi Nugroho Susanto Putro dan Richardus Indra Gunawan pada tahun 2019 dari Jurnal Buaya Informatika [2] dengan permasalahan awal, produk PT. HAB yakni kondisi sayur serta buah *fresh* tanpa

pengawet yang tidak bisa bertahan lama. Permasalahan kedua ialah sikap konsumen susah ditebak di pasar sehingga benda tidak terjual dengan optimal. Studi ini menganjurkan implementasi algoritma *FP- Growth* dengan aplikasi *opensource* Weka buat strategi pemasaran ritel hidroponik. Ada 2 ukuran yang digunakan dalam analisis asosiasi, yakni *support* dan *confidence*. *Support* buat mengidentifikasi tingkatan dominasi suatu barang dalam sesuatu transaksi, kebalikannya *confidence* buat mengidentifikasi tingkatan kepercayaan suatu barang yang terjual bersama-sama. Studi ini menggunakan *minimum support* 0, 05 serta *minimum confidence* 0, 9, menciptakan 21 rule yang bisa digunakan selaku strategi pemasaran PT. HAB. Berikutnya studi yang dicoba oleh Rusy Amelia serta Dito Putro Utomo pada tahun 2019 dari Jurnal Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer (KOMIK) [3], dengan kasus sangat banyak item benda memunculkan system pemesanan kurang efisien. Hingga dianalisa pola pemesanannya bersumber pada item yang silih bersamaan dikala pengorderannya dengan mempraktikkan algoritma *FP- Growth*, buat memudahkan pemesanan benda yang hendak diorder serta efisien. Hasil yang didapat pemesanan secara bertepatan oleh MTI, memudahkan pemesanan dari analisa pola yang sudah dicoba. Hasil yang didapat dari studi ini yakni item barang anjuran ialah 2 maupun lebih item yang dianjurkan lewat analisa memakai algoritma *FP- Growth* dengan *confidence* (interval kepercayaan diatas 20%) dan *minimum support* 5%. Tools yang digunakan Rapidminer 9. 3 2019 menciptakan tabel serta grafik dari algoritma *FP- Growth* serta *Association Rule*. Bersumber pada penelitian- penelitian yang sudah dicoba lebih dulu, dapat diambil kesimpulan bila algoritma *FP- Growth* sangat baik digunakan buat menuntaskan kasus tentang strategi pemasaran.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penjualan

Penjualan memiliki beberapa jenis, antara lain [4], [5]:

a. Trade Selling

Trade selling merupakan jenis transaksi yang dimulai oleh suatu agen dengan agen lainnya dengan tujuan menjual Kembali produknya

b. Tehnical Selling

Tehnical Selling merupakan proses memaksimalkan keuntungan dengan cara memberikan nasihat, saran dan jasa pada sesi akhir kepada pihak yang membeli barang dan produk lainnya. Dalam perihal ini, tanggung jawab utama bisnis yang diartikan merupakan mengidentifikasi serta menganalisis bermacam permasalahan yang bisa jadi dirasakan pelanggan saat sebelum melaksanakan pembelian, dan memutuskan bagaimana produk ataupun layanan yang ditawarkan bisa menuntaskan permasalahan tersebut.

c. Missionary Selling

Missionary Selling merupakan penerapan bisnis yang bertujuan buat menambah penjualan dengan mendesak pelanggan buat membeli produk ataupun jasa dari distributor utama industri. Dalam konteks ini, bisnis yang bersangkutan merupakan bisnis yang telah mapan mempunyai distributor utama buat produk ataupun layanannya.

d. New Business Selling

New Business Selling merupakan strategi untuk memulai transaksi baru dengan mengganti calon pelanggan jadi pelanggan

2.2. Data Mining

Istilah Data Mining dan *Knowledge Discovery In Database* (KDD) sering digunakan secara bergantian untuk menjelaskan proses pengumpulan informasi yang tersembunyi dalam suatu basis data yang besar[5]. Meski memiliki konsep yang tampak berbeda, kedua istilah ini terkait satu sama lain dalam beberapa hal. *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) merupakan sub bidang dari data mining. Proses *Knowledge Discovery in Database* (KDD) adalah langkah dari analisa data yang melibatkan beberapa langkah/tahapan. *Know ledge discovery in database* (KDD) adalah salah satu prosedur maupun proyek terpenting yang harud dilakukan untuk mengumpulkan data dan mengidentifikasi data historis guna mendapatkan sebuah pola yang terdapat pada hubungan antar data dalam sebuah database yang besar [6]

Proses dalam melakukan KDD, yaitu [7], [8] :

1. *Data Selection* (Pemilihan Data)
2. *Pre-processing/cleaning* (pra-pemrosesan dan pemberian)
3. *Transformation* (transformasi)
4. *Data mining*
5. *Evaluasi/interpretasi*

Data mining adalah suatu teknik yang digunakan untuk menemukan suatu pengetahuan tersembunyi pada suatu database target. Data mining adalah proses semi-otomatis yang menggabungkan matematika, statistic, machine learning dan kecerdasan buatan yang digunakna untuk mengekstraksi informasi yang berguna dari database yang besar [8].

Menurut Larose, yang dikutip dalam [8] Data mining dibagi menjadi beberapa kelompok, antara lain sebagai berikut:

1. Deskripsi

Deskripsi pada teknik data mining digunakan untuk memahami tingkat kecenderungan dalam kumpulan data tertentu.

2. Estimasi

Estimasi adalah teknik data mining pada dasarnya lebih unggul dari klasifikasi tetapi memiliki perbedaan target Ketika digunakan untuk estimasi yang berfokus pada hasil numerik daripada target. dalam beberapa kondisi teknik

klasifikasi dengan estimasi dapat diterapkan untuk membuat suatu prediksi apapun.

3. Prediksi

Hasil prediksi ini akan terlihat pada peristiwa-peristiwa yang akan terjadi di masa yang akan datang. Prediksi memiliki persamaan dengan klasifikasi dan prediksi untuk data mining.

4. Klasifikasi

Klasifikasi adalah teknik mining yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan objek berdasarkan suatu kategori tertentu. Klasifikasi pada bagian ini mengacu pada suatu data apapun yang ada, misal buku referensi, buku chapter, bahan ajar.

5. Pengklusteran

Ada perbedaan antara clustering dan klasifikasi. Teknik ini lebih efektif Ketika berhadapan dengan data yang memiliki kemiripan. Pengklusteran memiliki kemampuan untuk mengubah data apapun menjadi kelompok yang homogen. Contoh penklusteran dalam bisnis dan penelitian

6. Asosiasi

Asosiasi adalah Teknik dalam data mining yang digunakan untuk menganalisis suatu atribut apa saja yang mungkin akan muncul dalam waktu dekat. Dalam terminologi bisnis, biasa disebut *Market Basket Analyst*. Contoh asosiasi dalam bisnis dan penelitian adalah Meneliti jumlah pembeli dari perusahaan telekomunikasi seluler yang diharapkan untuk memberikan respons positif terhadap penawaran *upgrade* layanan yang diberikan serta menemukan barang di supermarket tempat orang berbelanja bersama dan barang yang belum pernah dibeli sebelumnya.

2.3. Assosiasi

Metode asosiatif dikenal dengan teknik data mining yang berfungsi sebagai acuan untuk semua teknik data mining lainnya. Asosiasi adalah teknik untuk mengamati asosiasi antara pasangan item yang diberikan. Aturan asosiatif dapat ditentukan dari dua parameter, yaitu *support* dan *confidence*. *Support* adalah persentase kombinasi *item* dalam sebuah data, sedangkan *confidence* merupakan kuatnya akurasi hubungan antar *item* dalam aturan asosiatif [9]. Ada beberapa algoritma yang telah dikembangkan tentang aturan asosiasi yaitu algoritma *Apriori*, algoritma *FP-Growth* dan algoritma *CT-Pro* [10]. Aturan asosiasi biasanya dijabarkan dalam bentuk [11] :

{beras, minyak} $\rightarrow$ {telur} (*support* = 20%, *confidence* = 40%)

Yang Yang artinya: “40% dari transaksi tersebut memuat item beras dan minyak juga memuat item telur. Sedangkan 20% dari seluruh transaksi yang ada di database memuat ketiga item itu”. Dapat juga diartikan: “seorang konsumen yang membeli beras dan minyak punya kemungkinan 40% untuk juga membeli telur. Aturan ini cukup materiil karena mewakili 20% dari catatan transaksi

Dua tahap dalam metode dasar asosiasi, yaitu [11]:

1. Analisa pola frekuensi tinggi

Dalam tahap ini bertujuan untuk mencari kombinasi *item* yang mencukupi persyaratan minimum basis data untuk nilai *support*.

2. Pembentukan aturan asosiatif

Setelah semua pola frekuensi tinggi diperoleh, barulah dicari aturan asosiatif yang mencukupi syarat minimum untuk *confidence*.

Asosiasi sering digunakan untuk menganalisis perilaku pelanggan di supermarket tertentu atau sering disebut sebagai metode *Market Basket Analyst* [12]. 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 [13].

2.4. Algoritma FP-Growth

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 [14]. Algoritma *FP-Growth* dapat dengan mudah menyelesaikan kumpulan item yang sering muncul dengan menggunakan *FP-tree*. Dengan demikian, algoritma *FP-Growth* menjadi lebih efektif dibandingkan dengan algoritma *Apriori* [15]

2.5. RapidMiner Studio

RapidMiner merupakan perangkat lunak yang diciptakan oleh Markus Hofmann dari *Institute of Technology* di Blanchardstown dan Ralf Klinkenberg dari *rapid-i.com*. RapidMiner mempunyai fitur *GUI (Graphical User Interface)* untuk membuat pengguna perangkat lunak ini lebih mudah dalam menggunakannya. Perangkat lunak ini bersifat *open source* dan dirancang dengan menggunakan program Java di bawah lisensi *GNU Public Licence* dan Rapid Miner dapat dioperasikan di sistem operasi manapun [16]

RapidMiner dapat digunakan untuk aplikasi bisnis dan komersial serta untuk penelitian, pendidikan, pelatihan, pembuatan *prototype* dengan cepat, dan pengembangan aplikasi. RapidMiner juga dapat digunakan untuk mendukung semua tahapan proses pembelajaran matematika, termasuk pengumpulan data, visualisasi hasil, validasi dan optimalisasi [17]

3. MEODE PENELITIAN

3.1. Sumber Data

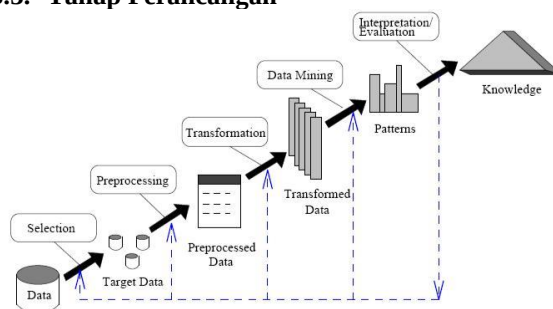
Data penelitian terbagi menjadi dua kategori, yaitu data primer dan data sekunder. Data yang didapatkan oleh peneliti dari ringkasan yang sudah ada disebut sebagai data sekunder. Dalam penelitian ini

menggunakan Data sekunder. Data dengan judul penjualan roti ini didapat dari sebuah situs web yang bernama *Kaggle*, dimana *Kaggle* merupakan sebuah komunitas online yang berisi para penggiat data scient. Waktu dalam pengambilan data ini dilakukan pada Kamis, 19 Januari 2023 pukul 09.31 WIB.

3.2. Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data yang dipakai dalam penelitian ini adalah observasi yang dilakukan dengan mengambil dataset dari situs web *Kaggle* dengan link <https://www.kaggle.com/datasets/hosubjeong/bakery-sales>. Dalam dataset ini menjelaskan transaksi penjualan pada sebuah toko roti kecil di Korea. Terdapat 27 atribut, dimana 23 atribut merupakan varian item/barang diantaranya *angbutter*, *plain bread*, *jam*, *americano*, *croissant*, *caffe latte*, *tiramisu croissant*, *cacao deep*, *pain au chocolat*, *almond croissant*, *croque monsieur*, *mad garlic*, *milk tea*, *gateau chocolat*, *pandoro*, *cheese cake*, *lemon ade*, *orange pound*, *wiener*, *vanilla latte*, *berry ade*, *tiramisu*, dan *meringue cookies* dan yang empat lainnya merupakan *date time*, *day of week*, *total* dan *place*.

3.3. Tahap Perancangan



Gambar 1. Tahap Perancangan dalam KDD

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

1. Data selection

Saat sebelum mengawali sesi mengumpulkan data di KDD, pemilihan data dari segala rangkaian informasi operasional wajib dilakukan. Data hasil dari pemilihan yang hendak diproses untuk keperluan data mining diperoleh dalam satu dokumen serta berasal dari sumber data formal. Data selection dilakukan dengan memilih data cocok dengan judul riset.

2. Pre-Processing/Cleaning

Saat sebelum data mining diolah, pembersihan informasi yang hendak jadi fokus KDD wajib dicoba. Prosedur pembersihan pula termasuk menghapus duplikat data, mengenali data yang tidak berubah-ubah, serta membenarkan kesalahan data semacam kesalahan cetak (tipografi). Tidak hanya itu, dilakukan proses pengayaan yang mengaitkan menambah data yang sudah muat

informasi terpaut KDD ataupun informasi eksternal yang relevan serta bermanfaat.

3. Transformation

Dalam proses transformasi hendak dilakukan inisialisasi terhadap data cocok dengan kebutuhan metode yang digunakan.

4. Data Mining

Data mining merupakan proses mencari pola ataupun informasi lain dalam data yang sudah dianalisis dengan menggunakan Teknik atau metode yang dimaksud. Metode, teknik, serta algoritma yang digunakan dalam data mining sangat beragam. Menggunakan metode ataupun algoritma yang terkenal sangat bermanfaat buat tujuan atau proses KDD secara totalitas.

5. Evaluasi / Interpretasi

Informasi yang diperoleh melalui proses data mining harus disajikan dalam format yang mudah dipahami. Ini merupakan proses KDD terpaut interpretasi pada dikala ini. Langkah ini kurangi kebutuhan untuk memastikan apakah data ataupun data yang disajikan tidak berubah-ubah dengan kenyataan ataupun hipotesis lebih dahulu.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Data selection

Pada tahap ini data yang digunakan akan diseleksi dengan cara melihat kesesuaian data dengan judul penelitian yang akan diteliti. Dalam penelitian ini menggunakan data sekunder, yaitu data Penjualan Roti. Data tersebut diperoleh dari situs web *Kaggle* dengan atribut yang terdiri dari *date time*, *day of week*, *total*, *place* *angbutter*, *plain bread*, *jam*, *americano*, *croissant*, *caffe latte*, *tiramisu croissant*, *cacao deep*, *pain au chocolat*, *almond croissant*, *croque monsieur*, *mad garlic*, *milk tea*, *gateau chocolat*, *pandoro*, *cheese cake*, *lemon ade*, *orange pound*, *wiener*, *vanilla latte*, *berry ade*, *tiramisu*, dan *meringue cookies*.

Tabel 1. Data Transaksi Penjualan Toko Roti Sebelum Pre-Processing

Date	Day	angbutter	...	Meringue cookies
11/07/2019	Thur	1		
11/07/2019	Thur	1		
12/07/2019	Fri			
13/07/2019	Sat	1		
13/07/2019	Sat	2		
13/07/2019	Sat	1		
13/07/2019	Sat	1		
13/07/2019	Sat			
13/07/2019	Sat	2		
13/07/2019	Sat	1		
14/07/2019	Sun	1		
14/07/2019	Sun	2		
14/07/2019	Sun	1		
14/07/2019	Sun	1		
14/07/2019	Sun	1		
14/07/2019	Sun	2		
14/07/2019	Sun	2		
14/07/2019	Sun	2		

Date	Day	angbutter	...	Merinque cookies
14/07/2019	Sun	2		
14/07/2019	Sun	1		
....				
02/05/2022	Sat	2		

Tabel 1 menunjukkan data penjualan toko roti sebelum dilakukan tahap *pre-processing*. Dimana data tersebut masih utuh sesuai dengan saat pengambilan data. Setiap angka pada atribut varian roti menunjukkan jumlah varian roti yang dibeli.

4.2. Preprocessing/cleaning

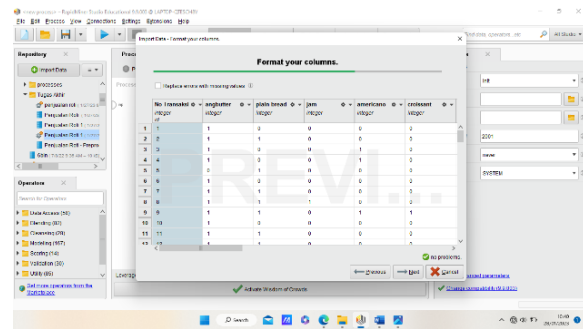
Dalam tahap ini, yang menjadi fokus KDD adalah proses cleaning. Proses cleaning mencakup pemisahan data untuk mengambil data hanya pada bulan Maret hingga Mei 2020, menghapus duplikasi data dan beberapa atribut yang tidak diperlukan, diantaranya *Croque Monsieur*, *Mad Carlic* dan *Tiramisu*. Penghapusan atribut dilakukan karena ketiga atribut tersebut tidak ada transaksi penjualan satupun sehingga dianggap tidak akan mempengaruhi aturan asosiasi. Dan dalam proses ini dilakukan perubahan pada jumlah varian roti yang dibeli diganti dengan angka 1 dan pada varian roti yang tidak dibeli diganti dengan angka 0

Tabel 2. Data Transaksi Penjualan Toko Roti Setelah *Pre-Processing*

No.	Angbutter	Plain bread	Jam	...	Merinque cookie
1.	1	0	0		0
2.	1	1	0		0
3.	1	0	0		0
4.	1	0	0		0
5.	0	1	0		0
6.	1	0	0		0
7.	1	1	0		0
8.	1	1	1		0
9.	1	1	0		0
10.	1	0	0		0
11.	1	1	0		0
12.	1	1	0		0
13.	1	0	0		0
14.	0	1	0		0
15.	1	0	0		1
16.	0	0	0		0
17.	1	0	0		0
.....					
565.	0	0	0		0

4.3. Transformation

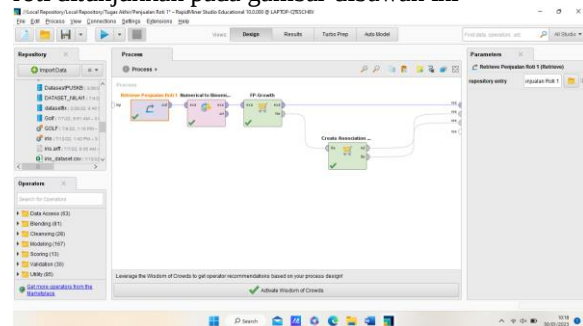
Transformasi data dikerjakan dengan memberikan inialisasi terhadap atribut yang disesuaikan dengan tipe yang dibutuhkan pada algoritma *FP-Growth*. Dalam proses transformasi ini, dilakukan inialisasi id pada atribut No Transaksi. Data tersebut dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Transformasi Data

4.4. Data Mining

Model data mining dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* dalam transaksi penjualan toko roti ditunjukkan pada gambar dibawah ini



Gambar 3. pemodelan data mining pada software RapidMiner

Pada Gambar 3 menunjukkan pengolahan dataset menggunakan aplikasi RapidMiner. Pada pengolahan ini menggunakan beberapa operator, diantaranya sebagai berikut

1. Retrive data transaksi penjualan roti

Operator *retrive* digunakan untuk memasukkan data setelah melewati tahap *pre-proccesing* untuk selanjutnya diolah pada RapidMiner. Operator ini dimasukkan dengan cara menarik dataset yang telah di *pre-processing* ke *blank page*.

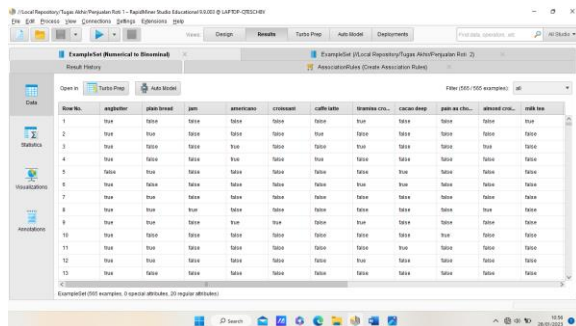
2. Numerical to binominal

Operator ini berfungsi untuk mengubah jenis atribut numerik menjadi binominal. Atribut binominal merupakan atribut yang hanya memiliki dua nilai yang memungkinkan, yaitu "true" atau "false".

Name	Type	Missing	Statistics
angbutter	Binominal	0	True: 1405 (110), False: 1405 (110)
plain bread	Binominal	0	True: 1371 (234), False: 1371 (234)
jam	Binominal	0	True: 1371 (234), False: 1371 (234)
americans	Binominal	0	True: 1405 (110), False: 1405 (110)
croissant	Binominal	0	True: 1371 (234), False: 1371 (234)
cattle latte	Binominal	0	True: 1371 (234), False: 1371 (234)
strawberry croissant	Binominal	0	True: 1371 (234), False: 1371 (234)

Gambar 4. Example set Statistic

Gambar 4 menunjukkan bahwa proses *numerical to binominal* telah berhasil dilakukan dengan melihat pada menu statistic pada example set yang telah menampilkan tipe data berubah menjadi binominal.



Row No.	angbutter	plain bread	jam	americano	croissant	latte latte	strawberry croissant	croissant	jam	latte latte	americano	croissant	latte latte	americano	croissant
1	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true
2	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true
3	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true
4	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true
5	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true
6	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true
7	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true
8	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true
9	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true
10	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true
11	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true
12	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true
13	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true
14	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true
15	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true	true

Gambar 5. hasil numerical to binominal

Gambar 5 menunjukkan hasil dari proses numerical to binominal, dimana atribut mengalami perubahan menjadi yaitu “true” dan “false”. Nilai true menunjukkan adanya transaksi penjualan, sedangkan nilai false menunjukkan tidak ada transaksi penjualan.

3. FP-Growth

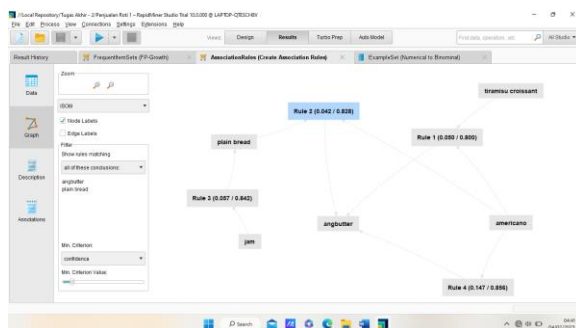
Saat ini, operator *FP-Growth* digunakan untuk mengenali *frequent item set* yang akan digunakan oleh operator selanjutnya untuk membuat proses asosiasi dengan menentukan nilai *support* dari data transaksi yang telah diselesaikan sebelumnya.

4. Create Association Rule

Operator ini digunakan untuk menetapkan hukum asosiatif dengan menetapkan *Minimum Confidence* dari *item* atau *itemset* dari transaksi data yang telah diselesaikan sebelumnya.

4.5. Interpretasi/Hasil

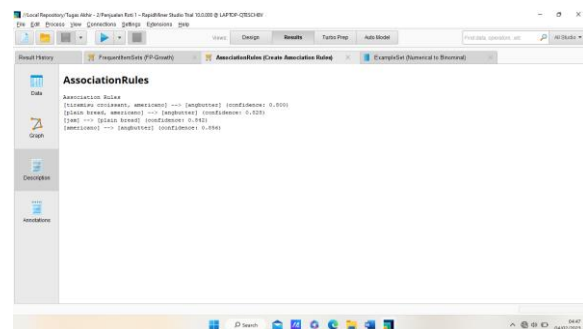
Hasil *Association rules* yang digunakan untuk mengetahui pola transaksi penjualan toko roti menggunakan RapidMiner Studio dengan *minimum support* 20% dan *minimum confidence* 80% menghasilkan 4 aturan asosiasi.



Gambar 6. graph Association Rules

Gambar 6 menunjukkan *association rules* yang dihasilkan dari penerapan metode algoritma *FP-Growth* pada transaksi penjualan toko roti dalam

bentuk grafik. Setiap rules/aturan yang dihasilkan ditentukan oleh arah panah.



Gambar 7. Description Association Rules

Gambar 7 menunjukkan *association rules* yang dihasilkan dari penerapan metode algoritma *FP-Growth* pada transaksi penjualan toko roti dalam bentuk deskripsi.

Ada 4 rules yang memenuhi persyaratan untuk membangun aturan asosiasi seperti yang terlihat pada Gambar 7 dan dijadikan sebagai aturan final dari analisis dataset transaksi penjualan toko roti. Keempat aturan asosiasi tersebut dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Jika membeli roti varian *tiramisu croissant* dan *americano*, maka kemungkinan membeli roti varian *angbutter* juga dengan nilai *confidence* 0.800.
2. Jika membeli roti varian *plain bread* dan *americano*, maka kemungkinan membeli roti varian *angbutter* juga dengan nilai *confidence* 0.828.
3. Jika membeli roti varian *jam*, maka kemungkinan membeli roti varian *plain bread* juga dengan nilai *confidence* 0.842.
4. Jika membeli roti varian *americano*, maka kemungkinan membeli roti varian *angbutter* juga dengan nilai *confidence* 0.856.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan perolehan hasil penelitian yang telah dilakukan, maka dapat ditarik kesimpulan, yaitu data transaksi penjualan toko roti dapat dilakukan aturan asosiasi menggunakan algoritma *FP-Growth* pada software RapidMiner. Dari penerapan model algoritma *FP-Growth* pada data transaksi penjualan toko roti dihasilkan *association rules* sebagai berikut: Jika membeli roti varian *tiramisu croissant* dan *americano*, maka kemungkinan membeli roti varian *angbutter* juga dengan nilai *confidence* 0.800; Jika membeli roti varian *plain bread* dan *americano*, maka kemungkinan membeli roti varian *angbutter* juga dengan nilai *confidence* 0.828; Jika membeli roti varian *jam*, maka kemungkinan membeli roti varian *plain bread* juga dengan nilai *confidence* 0.842; dan Jika membeli roti varian *americano*, maka kemungkinan membeli roti varian *angbutter* juga dengan nilai *confidence* 0.856.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Dzickrillah Laksmana, E. Santoso, and B. Rahayudi, "Prediksi Penjualan Roti Menggunakan Metode Exponential Smoothing (Studi Kasus: Harum Bakery)," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 5, pp. 4933–4941, 2019, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [2] A. Nugroho Susanto Putro and R. Indra Gunawan, "Implementasi Algoritma FP-Growth untuk Strategi Pemasaran Ritel Hidroponik (Studi Kasus: PT. HAB)," *Jurnal Buana Informatika*, vol. 10, pp. 11–18, 2019.
- [3] R. Amelia and D. P. Utomo, "ANALISA POLA PEMESANAN PRODUK MODERN TRADE INDEPENDENT DENGAN MENEREPAKAN ALGORITMA FP. GROWTH (STUDI KASUS: PT. ADAM DANI LESTARI)," *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer)*, vol. 3, no. 1, Nov. 2019, doi: 10.30865/komik.v3i1.1622.
- [4] S. Lilis Cucu and D. F. A. Tias, "ANALISIS KEPUASAN KONSUMEN UNTUK MENINGKATKAN VOLUME PENJUALAN KEDAI KOPI KALA SENJA," *JURNAL E-BIS*, vol. 3, no. 2, p. 111, 2019.
- [5] D. Ramdhan, G. Dwilestari, R. Danar Dana, and A. Ajiz, "Clustering Data Persediaan Barang dengan Menggunakan Metode K-Means. Clustering Data Persediaan Barang dengan Menggunakan Metode K-Means," *MEANS (Media Informasi Analisa dan Sistem)*, vol. 7, no. 1, 2022, [Online]. Available: http://ejournal.ust.ac.id/index.php/Jurnal_Means/
- [6] A. L. Maukar, F. Marisa, A. A. Widodo, N. Kamilaningtyas, D. Novian, and D. Nugraha, "ANALISIS DATA PENERIMAAN MAHASISWA BARU BERBASIS K-MEANS," *Jurnal Informatika dan Komputer*, vol. 6, no. 2, pp. 142–147, 2022.
- [7] T. Prasetya, J. Eka Yanti, A. Irma Purnamasari, A. Rinaldi Dikananda, and S. Anwar, "Analisis Data Transaksi Terhadap Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Algoritma Apriori," *INFORMATICS FOR EDUCATORS AND PROFESSIONALS*, vol. 6, no. 1, pp. 43–52, 2021.
- [8] K. Khotimah and husnihayati, "PENGELOLAAN BIG DATA PERPUSTAKAAN DENGAN TEKNIK DATA MINING," *The Journal of Information Systems and Technology (SIENNA)*, vol. 1, 2020, doi: <https://doi.org/10.47637/sienna.v1i2.349>.
- [9] I. Junaedi, N. Nuswantari, and V. Yasin, "PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI ALGORITMAC4.5 UNTUK DATAMININGANALISIS TINGKATRISIKO KEMATIAN NEONATUM PADA BAYI," *JISICOM (Jurnal of Information System, Informatics and Computing)*, vol. 3, no. 1, pp. 29–44, 2019, [Online]. Available: <http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisicomTelp.+62-21-3905050>,
- [10] Y. Perwira, "Penerapan Data Mining Dalam Menentukan Calon Credit Marketing Officer (CMO) Baru Di PT. WOM Finance Dengan Menggunakan Metode Asosiasi," *Jurnal Mantik Penusa*, vol. 2, no. 1, pp. 151–260, 2018.
- [11] S. Si., M. S. Retno Tri Vlandari, *Data Mining Teori dan Aplikasi Rapidminer*. Surakarta: Penerbit Gava Media, 2017.
- [12] N. Fitrianti Fahrudin, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Market Basket Analysis," *MIND Journal | ISSN*, vol. ISSN, pp. 1–11, 2019, doi: 10.26760/mindjournal.
- [13] D. Rizaldi and A. Adnan, "Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori: Kasus Transaksi 212 Mart Soebrantas Pekanbaru," *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, vol. 5, no. 1, 2021.
- [14] S. Suhada, D. Ratag, D. Wintana, and T. Hidayatulloh, "Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada AHASS Cibadak," *JURNAL SWABUMI*, vol. 8, no. 2, pp. 2–3, 2020.
- [15] A. Ardianto and D. Fitrihanah, "Penerapan Algoritma FP-Growth Rekomendasi Trend Penjualan ATK Pada CV. Fajar Sukses Abadi," *Jurnal Telekomunikasi dan Komputer*, vol. 9, no. 1, p. 49, Apr. 2019, doi: 10.22441/incomtech.v9i1.3263.
- [16] Z. Muhammad, R. Rahmadhani, H. Rizqifaluthi, and M. A. Yaain, "Process Mining Akademik Sekolah Menggunakan RapidMiner," *MATICS: Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, vol. 10, no. 2, p. 39, Mar. 2019, doi: 10.18860/mat.v10i2.5745.
- [17] B. G. Sudarsono, M. I. Leo, A. Santoso, and F. Hendrawan, "ANALISIS DATA MINING DATA NETFLIX MENGGUNAKAN APLIKASI RAPID MINER," *JBASE - Journal of Business and Audit Information Systems*, vol. 4, no. 1, Apr. 2021, doi: 10.30813/jbase.v4i1.2729.