

PENERAPAN ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK MENENTUKAN POLA PEMBELIAN MAKANAN DI WARMINDO

Riska Destriyanah¹, Kaslani², Edi Wahyudin³, Gifthera Dwilestari⁴, Mulyawan⁵

^{1,2,3} Program Studi Komputerisasi Akuntansi, STMIK IKMI Cirebon

^{4,5} Program Studi Sistem Informasi, STMIK IKMI Cirebon

Jalan Perjuangan No. 10 B Majasem, Kota Cirebon

ggdwilestari@gmail.com

ABSTRAK

Di dalam dunia bisnis diperlukan suatu usaha yang maksimal agar mendapatkan keuntungan. Strategi pemasaran yang tepat dapat dilihat pada pola pembelian konsumen yang di peroleh dari transaksi penjualan terhadap Makanan Warung Indomie atau Warmindo. Informasi mengenai pola pembelian *customer* pada Warmindo yang kurang akurat ini menyebabkan ketidaktahuan perusahaan mengenai kerugian yang didapatinya. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola pembelian pelanggan di Warmindo menggunakan algoritma FP-Growth yang diimplementasikan melalui *software* RapidMiner. Pada penelitian ini ditemukan beberapa hasil aturan asosiasi yang nantinya akan digunakan sebagai bahan pengambilan keputusan untuk kemajuan Perusahaan dan mendatangkan laba atau keuntungan. Hasil dari penelitian ini berupa aturan asosiasi menggunakan algoritma *FP-Growth* yang bertujuan untuk memberikan rekomendasi dua items atau menu kepada pelanggan dengan menggunakan nilai *minimum support* 30% dan *minimum confidence* 80% .

Kata kunci : Association Rules, FP-Growth, Data Mining Asosiasi, Pola Pembelian, Warmindo, RapidMiner.

1. PENDAHULUAN

Dunia bisnis saat ini sedang mengalami pertumbuhan yang cepat, terutama di sektor perdagangan. Semakin lama sebuah bisnis beroperasi, semakin besar kemungkinan akan terjadi perubahan dan perkembangan. Situasi ini meningkatkan persaingan antar industri, baik karena kenaikan harga, peningkatan *volume* produksi, atau kemajuan teknologi. Ini mendorong industri untuk lebih memahami potensi kerugian dari kondisi lingkungan terhadap bisnis mereka, sehingga mereka dapat merancang strategi pemasaran yang sesuai dengan kebutuhan industri [1].

WARMINDO merupakan kependekan dari Warung Makan Indomie, biasanya berwujud sebuah warung yang menjual makanan di pinggir jalan atau tempat-tempat lainnya. WARMINDO terdapat dari Warung Burjo (Bubur Kacang Ijo) yang banyak dijual di daerah Yogyakarta. Seiring perkembangan, Warung Burjo tidak hanya menjual Bubur Kacang Ijo saja, tetapi juga mulai menjual Mie instan, kopi dan nasi dengan harga yang terjangkau. Seiring dengan berjalannya waktu, permintaan terhadap produk Indomie semakin meningkat dan memiliki banyak peminat. Karena itu, Warung Burjo akhirnya berganti namanya menjadi WARMINDO dan hanya berfokus menjual produk Mie instan [2].

Data transaksi penjualan di Warmindo ini bersumber dari website Kaggle yang di *publish* oleh akun bernama Rayhan P. Daksa pada tahun 2022. Dalam menjalankan bisnisnya, Warmindo seringkali dihadapkan dengan permasalahan terkait pola pembelian pelanggan yang acak, sehingga mengakibatkan masalah dalam manajemen persediaan di Warmindo. Terkadang, stok produk yang diprediksi akan laris manis ternyata tidak terjual dengan cepat,

sementara produk lain yang dianggap kurang populer justru habis terjual dalam waktu singkat. Akibatnya, Warmindo sering mengalami kekurangan atau kelebihan persediaan yang tidak terduga. Kekurangan persediaan dapat menyebabkan ketidakpuasan pelanggan dan kehilangan potensi pendapatan, sementara kelebihan persediaan dapat menyebabkan pemborosan dan kerugian finansial.

Dalam mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini dilakukan menggunakan metode asosiasi dengan FP-Growth sebagai algoritmanya. Metode asosiasi ini digunakan untuk mengidentifikasi keterkaitan kombinasi antar item. Peranan data mining dalam penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam mengoptimalkan ketersediaan stok produk, mengurangi risiko kekurangan atau kelebihan persediaan, dan meningkatkan efisiensi operasional secara keseluruhan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Data Mining

Data mining merupakan suatu metode dengan penggunaan teknik statistika, matematika, *artificial intelligent*, dan *machine learning* untuk mengolah dan menemukan pengetahuan informasi yang bernilai dari suatu *database* berskala besar [3]. Data yang diproses melalui langkah data mining menghasilkan pengetahuan baru yang berasal dari data lama. Hasil pengolahan data tersebut dapat diterapkan untuk membuat keputusan yang relevan di masa yang akan datang [4]. Data mining dan *Knowledge Discovery in Database* (KDD) adalah dua konsep yang saling berkaitan, tetapi memiliki beberapa perbedaan. Proses Penemuan Pengetahuan dalam Basis Data (KDD) termasuk langkah yang krusial dalam pengumpulan dan pengidentifikasian data historis. Memiliki tujuan

untuk mengungkap pola tersembunyi dalam keterkaitan antar data pada suatu basis data yang memiliki skala besar [1].



Gambar 1. Macam-macam Data Mining

Data Mining terbagi menjadi enam (6) bagian, diantaranya sebagai berikut [5]:

- Deskripsi**
Penggunaan deskripsi dalam teknik data mining bertujuan untuk memperoleh pemahaman terhadap pola kecenderungan yang ada dalam suatu set data khusus.
- Estimasi**
Estimasi difokuskan pada hasil numerik daripada target, sementara dalam beberapa situasi, metode klasifikasi dan estimasi dapat diterapkan untuk membuat suatu prediksi.
- Prediksi**
Metode prediksi memiliki beberapa persamaan dengan metode data mining estimasi dan klasifikasi. Hasil dari metode ini memperlihatkan peristiwa-peristiwa yang akan terjadi di masa depan.
- Klasifikasi**
Klasifikasi merupakan cabang data mining yang digunakan untuk mengelompokkan objek berdasarkan kategori tertentu. Dalam konteks ini, klasifikasi merujuk pada pengelompokan data apa pun, contohnya buku referensi, bab buku, atau materi pembelajaran.
- Klustering**
Terdapat perbedaan antara metode data mining klustering dan klasifikasi. teknik data mining klustering lebih efektif apabila berhadapan dengan data yang memiliki kemiripan. Metode Klustering memiliki kemampuan untuk mengubah data apa pun menjadi kelompok yang *homogen*.
- Asosiasi**
Data mining Asosiasi merupakan teknik dalam data mining yang digunakan untuk menganalisis atribut apa saja yang mungkin muncul secara bersamaan dalam waktu yang dekat. Data mining Asosiasi juga dapat digunakan untuk menemukan pola pembelian di supermarket, toko, warung makan, seperti menentukan produk-produk yang sering dibeli bersamaan atau produk yang belum pernah dibeli sebelumnya oleh pelanggan.

2.2. Association Rules

Asosiasi adalah salah satu metode dalam data mining yang digunakan untuk menemukan aturan

asosiasi antara satu item dengan item lainnya yang paling sering muncul bersamaan [6]. Metode data mining asosiasi dapat mengidentifikasi hubungan atau aturan yang berkaitan dengan perilaku pembelian pelanggan serta membantu perusahaan untuk membuat keputusan terkait strategi penjualan dan pemasaran.

Association rules mining merupakan metode dalam data mining yang digunakan untuk menemukan aturan suatu kombinasi *items*. Salah satu langkah dalam analisis asosiasi yang paling banyak menarik perhatian para peneliti ialah analisis *Frequent Pattern Growth* [7]. Aturan asosiasi adalah proses data mining yang bertujuan untuk mengidentifikasi semua aturan asosiatif yang telah memenuhi persyaratan *minimum support* (minsup) dan *confidence* (minconf) pada suatu basis data [8]. Melalui definisi tersebut, dapat disimpulkan bahwa Aturan Asosiasi merupakan suatu teknik dengan persyaratan memiliki minimum support dan *confidence* yang bertujuan untuk menganalisis pola pembelian terhadap suatu data transaksi.

Support adalah indikator yang mengukur seberapa besar suatu item atau itemset yang mendominasi seluruh transaksi. Nilai dari ukuran ini menentukan keberhasilan itemset dalam pencarian tingkat *confidence* selanjutnya. Rumus untuk menghitung nilai *support* diantaranya [9] :

$$Support(A) = \frac{JT A}{Total Transaksi} \times 100\% \quad (1)$$

Sementara, rumus untuk diperolehnya nilai *support* dari 2 items, yaitu:

$$Support(A,B) = \frac{JT A \text{ dan } B}{Total Transaksi} \times 100\% \quad (2)$$

Proses pembentukan aturan asosiasi melibatkan pencarian item yang memenuhi syarat minimum confidence. *Confidence* merupakan sebuah pengukuran yang menampilkan hubungan antar 2 *items* secara *conditional*, misal: sesering apakah item A dibeli jika pelanggan juga membeli item B. Rumus untuk menghitung *confidence* :

$$Conf P(A|B) = \frac{JT A \text{ dan } B}{Total Transaksi A} \times 100\% \quad (3)$$

Keterangan :

- (1) Rumus untuk menghitung nilai support
 - (2) Rumus untuk menghitung nilai support antar 2 items
 - (3) Rumus untuk menghitung nilai confidence
- JT = Jumlah Transaksi

$Conf P(A|B) = Confidence Probability (A|B)$, maksudnya ini menggambarkan tingkat kepercayaan bahwa item atau kumpulan item "A" akan dibeli atau muncul dalam transaksi jika item atau kumpulan item "B" sudah ada dalam transaksi.

2.3. Algoritma FP-Growth

Algoritma *FP-Growth* merupakan algoritma yang bekerja untuk menemukan hubungan antar item (*frequent items*) yang paling sering muncul. *FP-Growth* digunakan untuk merepresentasikan pola pembelian konsumen dan item yang kerap muncul secara bersamaan, khususnya item yang biasanya dibeli oleh konsumen [10]. Dalam penentuan *frequent itemset*, terdapat dua langkah proses yang dilakukan, yakni membuat *FP-tree* dan penerapan algoritma *FP-Growth* untuk menemukan hubungan antar items [8]. Algoritma *FP-Growth* digunakan dalam proses pemilihan pola untuk memudahkan pengambilan suatu keputusan pada proses pembentukan *frequent itemset* sebelum menghasilkan aturan sebagai rekomendasi keputusan di masa depan [11].

Algoritma *FP-Growth* termasuk pengembangan dari algoritma Apriori, adanya algoritma *FP-Growth* bertujuan untuk memperbaiki kekurangan yang ada dalam algoritma Apriori. Berbeda dengan Apriori yang memerlukan langkah *generate candidate* untuk mendapatkan *frequent item sets*, *FP-Growth* menggunakan konsep pembangunan pohon (*tree*) yang disebut dengan *FP-Tree*. Dengan memanfaatkan *FP-Tree*, algoritma ini dapat mengekstrak *frequent item sets* secara langsung tanpa perlu melakukan *generate candidate* [12].

Setelah pembentukan *FP-Tree*, langkah utama dalam algoritma *FP-Growth* dapat dibagi menjadi tiga tahap sebagai berikut [13]

- a. Pembuatan Basis Pola Kondisional (*Conditional Pattern Base*) : Basis pola kondisional adalah hasil dari lintasan pada *FP-Tree* yang terbentuk, dengan mempertimbangkan item yang memiliki support count terkecil.
- b. Pembuatan *FP-Tree* Kondisional (*Conditional FP-Tree*): Tahap ini dimulai dengan menetapkan nilai *minimum support*. Kemudian dilakukan penjumlahan support count untuk setiap item pada basis pola kondisional. Item-item yang memenuhi *minimum support* akan dibangkitkan kembali dengan membentuk *FP-Tree* kondisional.
- c. Pembuatan *Frequent Itemset*
Frequent Itemset dibentuk dengan menggabungkan setiap item dalam *FP-Tree* dalam bentuk aturan. Jika terdapat item yang sama dalam *FP-Tree*, pilih *support count* dengan nilai terkecil untuk membentuk aturan asosiasi. Sehingga dapat disimpulkan bahwa algoritma *FP-Growth* termasuk lebih relevan untuk digunakan dibanding dengan algoritma Apriori. Karena dalam prosesnya, *FP-Growth* menggunakan *FP-Tree* atau konsep Pembangunan Pohon, sehingga dapat langsung menemukan pola terkait produk yang paling sering muncul (*frequent itemsets*).

2.4. RapidMiner

Tools yang relevan digunakan terkait penelitian yang berhubungan dengan data mining ialah RapidMiner. RapidMiner merupakan software *open source* dengan tampilan UI/UX yang mudah dipahami oleh banyak kalangan. RapidMiner termasuk perangkat lunak open source, dirancang menggunakan program Java dengan lisensi GNU Public License serta perangkat ini juga dapat dioperasikan di berbagai sistem operasi. RapidMiner bisa dimanfaatkan dalam berbagai konteks, baik dalam lingkup bisnis dan komersial maupun untuk keperluan penelitian, pendidikan, pelatihan, pengembangan prototipe yang cepat, dan pembangunan aplikasi. Alat ini juga dapat mendukung semua aspek dari proses pembelajaran matematika, mulai dari pengumpulan data hingga visualisasi hasil, serta validasi dan optimisasi [1]

3. METODE PERANCANGAN

3.1. Sumber Data

Sumber data dalam penelitian ini berasal dari *platform open source dataset online* bernama Kaggle. Data ini meliputi data transaksi penjualan di Warmino selama kurun waktu 1 tahun di tahun 2022. Waktu pengambilan dataset dilakukan pada tanggal 25 November 2023. Data dalam penelitian ini termasuk ke dalam data sekunder karena diperoleh dari Kaggle. Data sekunder merupakan data yang diperoleh dari berbagai sumber seperti buku, jurnal ilmiah, serta laporan penelitian yang berasal dari internet [14]. Data ini digunakan untuk mengetahui hasil aturan asosiasi terkait pola pembelian *customer* di Warmino.

3.2. Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data yang dilakukan pada penelitian ini ialah dengan melakukan Dokumentasi. Yaitu kegiatan dimana peneliti menyiapkan dokumen pendukung seperti data transaksi penjualan pada warmino yang didapat dari komunitas *open source online* bernama Kaggle, serta meneliti beberapa referensi jurnal terkait dengan hasil aturan asosiasi untuk menentukan pola pembelian konsumen menggunakan algoritma *FP-Growth* dengan menggunakan proses *Knowledge Discovery in Database* (KDD).

3.3. Tahapan Perancangan

Tahapan Rancangan Penelitian berdasarkan *Knowledge Discovery in Database* (KDD), diantaranya [15]:

- a. *Data Selection* atau Pengumpulan Data
Data Selection merupakan tahapan rencana dimana peneliti memutuskan akan menggunakan data seperti apa untuk bahan penelitiannya. Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu Data Transaksi Warmino dengan periode transaksi selama tahun 2022.
- b. *Cleaning Data* (Pembersihan Data)
Proses *pre-processing* yang dilakukan meliputi pembersihan data yaitu dengan menghilangkan

data *noise* (data yang tidak diperlukan) serta memilih beberapa atribut yang relevan dengan penelitian, seperti contohnya: penelitian ini dilakukan untuk mengetahui pola pembelian customer menggunakan algoritma *FP-Growth*, atribut yang dapat digunakan berupa *id customer* dan juga nama produk.

c. **Transformasi Data** (Pengubahan Data)

Proses transformasi data yaitu proses dimana mengubah data menjadi data yang sesuai untuk diolah dan diteliti lebih lanjut. Contohnya mengubah bentuk atribut nama produk (nominal) menjadi tabel Boolean (binominal).

d. **Data Mining**

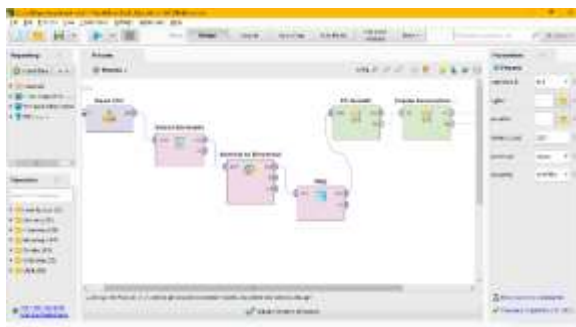
Data Mining merupakan suatu bidang ilmu yang bertujuan untuk mengolah data berskala besar menggunakan algoritma. Algoritma yang akan digunakan pada penelitian ini yaitu Algoritma *FP-Growth*.

e. **Evaluasi/Interpretasi**

Output dari proses data mining dirancang agar pola informasi dapat dipahami dengan mudah oleh perusahaan dan peneliti. Pada tahap ini, evaluasi dilakukan untuk memeriksa dan membandingkan data atau informasi yang dianggap berbeda dengan fakta yang terdapat di lapangan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses Data Mining menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk menentukan hasil aturan asosiasi terkait pola pembelian *customer* dapat dilihat pada gambar dibawah ini :



Gambar 2. Proses Data Mining Pada RapidMiner

Gambar 2 menunjukkan proses pengolahan data mining pada aplikasi RapidMiner. Pada proses tersebut, terdapat beberapa operator yang dijalankan, diantaranya:

1) **Read CSV**

Operator ini digunakan untuk memasukkan dataset yang telah diperoleh dari hasil pengumpulan data. Cara memasukkan operator ini yaitu dengan mengetik di bagian kolom pencarian Operators, biasanya terdapat di bagian kiri bawah aplikasi RapidMiner.

2) **Select Attributes**

Operator select attributes digunakan untuk memilih atribut yang akan digunakan dan paling sesuai dengan penelitian. Atribut yang akan

dipakai oleh peneliti yaitu atribut *id_customer* dan *nama_produk*.

3) **Nominal to Binominal**

Operator ini berguna untuk mengubah nilai atribut yang semula berbentuk nominal menjadi binominal. Pada penelitian ini, atribut *nama_produk* akan diubah kedalam bentuk binominal tipe Boolean (*True* dan *False*).

4) **Map**

Operator *Map* yang digunakan dalam penelitian ini yaitu untuk mengubah nilai binominal *True* dan *False* menjadi 1 dan 0. Dengan value mappings *True* berubah menjadi 1 dan *False* berubah menjadi 0.

5) **FP-Growth**

Operator *FP-Growth* memiliki kegunaan untuk menentukan *frequent itemset* (tingkat kemunculan yang tinggi) pada dataset. Di dalam operator ini terdapat parameter *minimum support* yang harus di inputkan nilainya. Pada penelitian ini memakai minimum support sebesar 30%.

6) **Create Association Rules**

Operator *Create Association Rules* berguna untuk menghasilkan aturan asosiasi yang berasal dari frequent itemsets. Operator ini memunculkan pernyataan berupa jika dan maka.

4.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini yaitu data Transaksi di Warmino selama periode tahun 2022. Dataset ini diperoleh dari Kaggle. Memiliki 12 atribut yaitu *no*, *invoice id*, tanggal transaksi, *customer id*, nama produk, jenis produk, kategori produk, *quantity*, harga jual, jenis pembayaran, jenis pemesanan dan nilai penjualan. Dengan jumlah data sebanyak 499 records.

Tabel 1. Data sebelum Pre-Processing

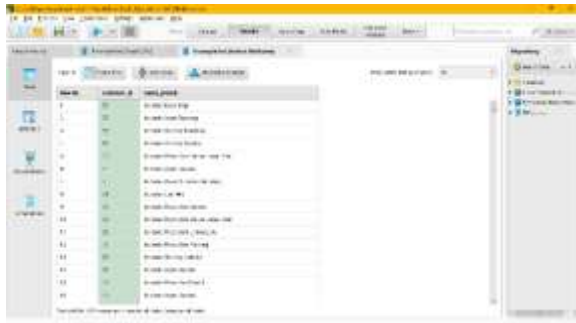
no	inv id	tgl transaksi	cust id	Nama produk	..
1	446	01-01-22	76	Ind. Baso Sapi	..
2	110	04-01-22	37	Ind. Ay. Bawang	..
3	329	04-01-22	52	Ind. Goreng Rndg	..
4	64	05-01-22	48	Ind. Goreng Sp.	..
5	158	05-01-22	10	Ind. Soto Banjar Limau Kulit	..
6	463	05-01-22	6	Ind. Ay. Sp.	..
7	18	06-01-22	8	Ind. Koclok Bdg	..
...	...	...	...	...	..
499	298	30-08-22	75	Ind. Baso Sapi	..

4.2. Pembersihan Data

Cleaning Data yang dilakukan yaitu dengan menghilangkan atribut lain selain atribut *customer id* dan nama produk. Penelitian akan difokuskan kepada hasil aturan asosiasi yang terbentuk untuk melihat pola

pembelian *customer*, sehingga hanya dua atribut itu saja yang diperlukan.

Pembersihan Data yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan operator *select attributes*, yaitu memilih beberapa atribut yang hanya diperlukan untuk penelitian dengan memakai filter subset lalu memasukan 2 atribut berupa *id_customer* dan *nama_produk*.



Gambar 3. ExampleSet Select Attributes

Pada Gambar 3 menunjukkan hasil dari pembersihan data yang telah dilakukan. Dimana atribut yang digunakan hanya atribut *id_customer* dan *nama_produk*. Dengan labelnya berupa *id_customer*.

4.3. Transformasi Data

Mengubah atau mentransformasikan tipe atribut nama produk dari yang sebelumnya nominal menjadi binominal. Agar Algoritma *FP-Growth* dapat berjalan pada RapidMiner, dibutuhkan tipe atribut binominal. Jika pelanggan membeli maka akan muncul “*true*”, sebaliknya jika tidak membeli berarti “*false*”.

Berdasarkan hasil pengamatan pada RapidMiner, aturan asosiasi atau operator Association Rules tidak akan keluar hasilnya jika tipe data yang dipakai berupa tipe data selain numerik. Berikut ini adalah hasil perubahan data dari tipe Boolean True False menjadi tipe data numerik :



Gambar 4. ExampleSet Nominal To Binominal

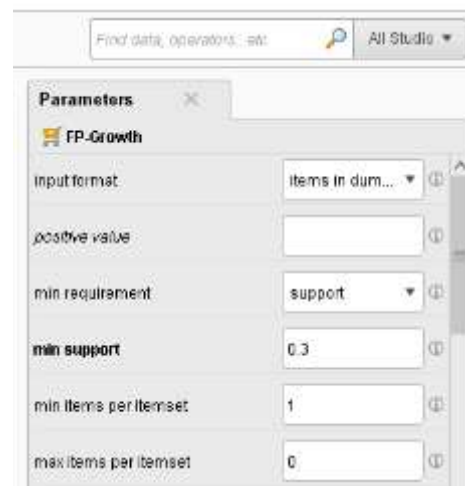


Gambar 5. Hasil Transformasi Tipe Data Boolean menjadi Numeric

Gambar 5 merupakan hasil dari pengubahan tipe data dari yang semula tipe data *Boolean* menjadi tipe data *Numeric* 1 dan 0. Nilai 1 menunjukkan tanda bahwa *customer* telah membeli, sementara nilai 0 tidak membeli.

4.4. Data Mining

Operator *FP-Growth* digunakan untuk melihat hasil *Frequent Itemsets* atau Tingkat kemunculan items yang paling sering muncul. Dengan memasukan nilai minimum support.



Gambar 6. Input Nilai Minimum Support

Pada Gambar 6, nilai Minimum Support yang digunakan pada penelitian ini yaitu sebesar 30%. Artinya semakin tinggi nilai minimum support yang dipakai, semakin sedikit pula hasil aturan asosiasi yang muncul. Sementara untuk nilai Minimum Confidence yang dipakai yaitu sebesar 80%.



Gambar 7. Hasil Frequent Itemsets

Pada Gambar 7, dapat dilihat hasil frequent itemsets atau item yang paling sering muncul adalah Indomie Baso Sapi dengan nilai support sebesar 0.948.

4.5. Hasil dan Interpretasi



Gambar 8. Graph Association Rules

Gambar 8 diatas memperlihatkan hasil aturan asosiasi dalam bentuk grafik. Setiap aturan yang dihasilkan ditentukan oleh arah anak panah.



Gambar 9. Deskripsi Association Rules

Gambar 9 menunjukkan hasil aturan asosiasi dengan menerapkan algoritma FP-Growth pada data transaksi di Warmindo. Hasil aturan asosiasi tersebut berbentuk deskripsi.

Hasil Aturan Asosiasi yang terbentuk dengan memasukkan nilai minimum support sebesar 30% dan minimum confidence sebesar 80% dalam data transaksi pada penelitian ini, dihasilkan 5 aturan asosiasi, diantaranya:

- Jika customer membeli Indomie Rasa Soto Banjar Limau Kulit maka akan membeli Indomie Baso Sapi juga, dengan nilai confidence sebesar 1.000
- Jika customer membeli Indomie Rasa Soto Betawi, maka akan membeli Indomie Baso Sapi juga, dengan nilai confidence sebesar 1.000
- Jika customer membeli Indomie Kari Ayam, maka akan membeli Indomie Baso Sapi juga, dengan nilai confidence sebesar 1.000
- Jika customer membeli Indomie Goreng Cabe Ijo, maka akan membeli Indomie Baso Sapi juga, dengan nilai confidence sebesar 1.000
- Jika customer membeli Indomie Rasa Empal Gentong, maka akan membeli Indomie Baso Sapi juga, dengan nilai confidence sebesar 1.000

5. KESIMPULAN

Untuk menentukan pola pembelian customer menggunakan algoritma FP-Growth pada aplikasi RapidMiner dapat dilakukan dengan cara: memakai

operator FP-Growth pada RapidMiner untuk memunculkan frequent itemsets atau produk yang paling sering muncul atau dibeli oleh customer. Peneliti mengatur nilai minimum support sebesar 0.3 atau 30%. Hasil frequent itemsets yang didapat untuk 1 item ialah Indomie Baso Sapi dengan nilai support sebesar 0.948. Untuk 2 items yang paling sering muncul dengan nilai support tertinggi sebesar 0.082 ialah Indomie Baso Sapi dan Indomie Rasa Soto Limau Banjar Kulit.

Hasil Association Rules yang dihasilkan dari penerapan algoritma FP-Growth pada data mining asosiasi dengan menggunakan minimum support sebesar 30% dan minimum confidence sebesar 80%, didapatkan 5 hasil aturan asosiasi, diantaranya: Jika customer membeli Indomie Rasa Soto Banjar Limau Kulit maka akan membeli Indomie Baso Sapi. Jika customer membeli Indomie Rasa Soto Betawi, maka akan membeli Indomie Baso Sapi. Jika customer membeli Indomie Kari Ayam, maka akan membeli Indomie Baso Sapi. Jika customer membeli Indomie Goreng Cabe Ijo, maka akan membeli Indomie Baso Sapi. Jika customer membeli Indomie Rasa Empal Gentong, maka akan membeli Indomie Baso Sapi.

DAFTAR PUSTAKA

- Eva Nurarofah, Ruli Herdiana, and Nisa Dienwati Nuris, "Penerapan Asosiasi Menggunakan Algoritma FP-Growth Pada Pola Transaksi Penjualan Di Toko Roti," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 1, pp. 353–359, Feb. 2023.
- Aji Pranoto, Ayu Asmi Puspita, Chantica Saraswaty P.B., Tegar Rezki Pangestu, Eka Kusuma Wardani, and Qurnia Amanah Dwiadi, "Pengembangan Kewirausahaan Mahasiswa Melalui Usaha Taman Makan Sehat Warmindo Tamans Di Era Pandemi Covid-19," *Dharma Bakti-LPPM IST AKPRIND*, vol. 5, no. 2, pp. 194–202, Oct. 2022.
- Nita Syahputri, "Penerapan Data Mining Asosiasi pada Pola Transaksi dengan Metode Apriori," *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, vol. 4, no. 2, pp. 728–736, Sep. 2020, Accessed: Jan. 20, 2024. [Online]. Available: <https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jsakti>
- W. Sahara, S. D. Saragih, and A. P. Windarto, "Teknik Asosiasi Datamining Dalam Menentukan Pola Penjualan dengan Metode Apriori," *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, vol. 2, no. 12, pp. 684–689, May 2022, doi: 10.47065/tin.v2i12.1577.
- Khusnul Khotimah and Husniyati, "Pengelolaan Big Data Perpustakaan Dengan Teknik Data Mining," *Jurnal SIENNA*, vol. 1, no. 2, Dec. 2020, Accessed: Jan. 20, 2024. [Online]. Available: <https://jurnal.umko.ac.id/index.php/sienna/article/view/349>

- [6] A. Novianti and E. Elisa, "Penentuan Aturan Asosiasi Pola Pembelian Pada Minimarket Dengan Algoritma Apriori," *Technology and Science (BITS)*, vol. 2, no. 1, 2020, doi: <https://doi.org/10.47065/bits.v2i1.300>.
- [7] Nola Ritha, E. Suswaini, and W. Pebriadi, "Penerapan Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Poliklinik Penyakit Dalam (Studi Kasus: Rumah Sakit Umum Daerah Bintan)," *Jurnal Sains dan Informatika*, vol. 7, no. 2, pp. 222–230, Dec. 2021, doi: [10.34128/jsi.v7i2.329](https://doi.org/10.34128/jsi.v7i2.329).
- [8] A. Ardianto and D. Fitriana, "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](https://doi.org/10.22441/incomtech.v9i1.3263).
- [9] M. F. Mulya, N. Rismawati, and R. R. Alifi, "Analisis Dan Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Penjualan Pada Kantin Universitas Tanri Abeng," *Faktor Exacta*, vol. 12, no. 3, p. 210, Nov. 2019, doi: [10.30998/faktorexacta.v12i3.4541](https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v12i3.4541).
- [10] E. C. Vidiya and G. Testiana, "Analisis Pola Pembelian di Lathansa Cafe & Ramen dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth Berbantuan RapidMiner," *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, vol. 7, no. 3, pp. 1118–1126, Jul. 2023, doi: [10.33379/gtech.v7i3.2739](https://doi.org/10.33379/gtech.v7i3.2739).
- [11] A. Anggrawan, M. Mayadi, and C. Satria, "Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth," *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, vol. 21, no. 1, pp. 125–138, Nov. 2021, doi: [10.30812/matrik.v21i1.1260](https://doi.org/10.30812/matrik.v21i1.1260).
- [12] S. Suhada, D. Ratag, D. Wintana, T. Hidayatulloh, and S. Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Nusa Mandiri, "Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada AHASS Cibadak," *JURNAL SWABUMI*, vol. 8, no. 2, pp. 2–3, 2020.
- [13] A. R. Wibowo and A. Jananto, "Implementasi Data Mining Metode Asosiasi Algoritma FP-Growth Pada Perusahaan Ritel," *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, vol. 10, no. 2, pp. 200–212, 2020.
- [14] Muhammad Farid Iqbal Al-Rizki, Ida Widaningrum, and Ghulam Asrofi Buntoro, "Prediksi Penyebaran Penyakit TBC Dengan Metode K-Means Clustering Menggunakan Aplikasi RapidMiner," *JTERA (Jurnal Teknologi Rekayasa)*, vol. 5, no. 1, pp. 1–10, Jun. 2020, doi: [http://dx.doi.org/10.31544/jtera.v5.i1.2019.1-10](https://dx.doi.org/10.31544/jtera.v5.i1.2019.1-10).
- [15] Moh. Sholik and Abu Salam, "Implementasi Algoritma Apriori untuk Mencari Asosiasi Barang yang Dijual di E-commerce OrderMas," *Jurnal Techno.COM*, vol. 17, no. 2, pp. 158–170, May 2018, Accessed: Jan. 20, 2024. [Online]. Available: <https://publikasi.dinus.ac.id/index.php/technoc/article/view/1656>