

ANALISIS POLA PEMBELIAN KONSUMEN WARMINDO DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA *FP-GROWTH*

Rizal Purnama, Ade Rizki Rinaldi, Fathurrohman

Program Studi Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon
Jalan Perjuangan No.10 B, Karyamulya, Kec.Kesambi, Cirebon, Indonesia
rizalpurnama006@gmail.com

ABSTRAK

Pola pembelian konsumen merupakan salah satu faktor penting yang perlu dipahami oleh pelaku bisnis, termasuk warmindo. Permasalahan yang muncul yaitu untuk memahami pola pembelian konsumen di industri kuliner, khususnya pada usaha Warmindo. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan pola pembelian konsumen pada warmindo yang paling banyak diminati. Penelitian ini menggunakan data sekunder dari *platform Kaggle.com* yang diambil pada tanggal 1 Januari 2022 sampai dengan 30 Agustus 2022. Penelitian ini menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen. Algoritma *FP-Growth* adalah algoritma data mining yang dapat digunakan untuk menemukan aturan asosiasi. Aturan asosiasi adalah hubungan antara dua atau lebih *Item* yang sering muncul bersama dalam suatu transaksi. Hasil penelitian ini berdasarkan analisis 499 data transaksi penjualan warmindo, ditemukan 9 aturan asosiasi yang menunjukkan pola pembelian konsumen. Produk yang paling sering dibeli adalah mie instan rasa soto, mie instan rasa kari, dan mie instan rasa ayam. Konsumen yang membeli satu jenis mie instan rasa soto, kari, atau ayam, memiliki peluang lebih tinggi untuk membeli jenis mie instan lainnya dari rasa yang sama atau berbeda. Pola pembelian ini dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan stok produk, menyusun strategi promosi, dan mengembangkan menu baru.

Kata kunci: pola pembelian konsumen, warmindo, algoritma *FP-Growth*, aturan asosiasi, data mining

1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi informasi dan dinamika perkembangan bisnis telah menciptakan persaingan yang *intens* di sektor perdagangan. Banyak pengusaha dan perusahaan, baik skala kecil maupun besar, kini mengadopsi teknologi informasi untuk mengelola operasional bisnis mereka [1]. Jika kita mempertimbangkan tingkah laku konsumen yang berpengaruh langsung dalam proses pengambilan keputusan, terutama saat mereka membeli barang untuk memenuhi kebutuhan dan keinginan mereka [2].

Hal ini mendorong pengusaha untuk lebih giat merancang strategi guna menghadapi persaingan yang semakin ketat. Dalam mengantisipasi tantangan bisnis, para pengusaha memerlukan strategi dan pemahaman bisnis yang mendalam untuk merespons kebutuhan dan permintaan pelanggan [3]. Seringkali, sistem manajemen penjualan hanya digunakan sebagai tempat penyimpanan data transaksi, mencatat jumlah penjualan, dan menghitung keuntungan atau kerugian yang dihasilkan [4]. Ini menekankan perlunya industri untuk lebih memahami potensi kerugian yang dapat timbul akibat kondisi lingkungan terhadap industri. Dengan pemahaman tersebut, industri dapat merumuskan strategi pemasaran yang sesuai dengan kondisi industri [5].

Warmindo perlu memahami pola pembelian konsumen yang berbeda-beda dalam produk yang ada di warmindo sehingga dalam bisnis ini sangat sulit untuk menentukan strategi promosi bisnis yang tepat. Data penjualan warmindo dapat memberikan informasi berharga tentang pola pembelian konsumen. Dalam penelitian ini menelaah data transaksi penjualan warmindo untuk dianalisis agar dapat

menemukan pola-pola pembelian, sehingga diperlukan penyelesaian yaitu dengan menggunakan algoritma *FP-Growth*.

Adapun sebuah penelitian terdahulu yang bisa dijadikan acuan dalam penelitian ini seperti yang dilakukan oleh [6] yang bertema “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma *Apriori* Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat” namun dengan menggunakan metode *Association rule* yang dimana peningkatan pola penjualan obat dilihat dari sistem pengadaan barang untuk diprediksi pola kombinasi *Itemset* dan *rule* sebagai info penjualan. Terdapat juga oleh [7].

Dimana penelitian ini mengambil topik “Implementasi Data Mining Dalam Menganalisa Pola Penjualan Roti Menggunakan Algoritma *FP-Growth*” hasil dari penelitian tersebut membentuk pola transaksi French Bakery dengan menerapkan algoritma *FP-Growth*. *FP-Growth* adalah algoritma yang dapat digunakan untuk mencari pola yang sering muncul dalam kumpulan data yang besar. Dalam penelitian terdahulu yang dilakukan oleh [8] Dari hasil penelitian ini, dapat ditarik kesimpulan bahwa algoritma *FP-Growth* dapat digunakan untuk menganalisis pola pembelian oleh-oleh secara efektif. Hasil analisis ini dapat dimanfaatkan oleh pelaku bisnis untuk meningkatkan penjualannya.

Tujuan penelitian ini adalah untuk menentukan pola pembelian produk agar dapat menentukan strategi bisnis berdasarkan pola pembelian konsumen, dengan memahami pola pembelian konsumen, warmindo dapat menentukan strategi promosi bisnis yang tepat dan meningkatkan penjualannya. Serta untuk menentukan apakah produk yang dijual telah

memenuhi preferensi konsumen, mengidentifikasi produk apa saja yang dibeli oleh konsumen, serta menggali kebiasaan konsumen dalam memilih produk satu dengan yang lainnya. Penelitian ini dapat menambah pengetahuan dan wawasan tentang penggunaan algoritma *FP-Growth* dalam bidang data mining, khususnya dalam analisis pola pembelian.

Penelitian ini menggunakan metode penelitian yang bersifat kuantitatif dan menggunakan pendekatan eksperimental. Data penjualan warmino akan dianalisis menggunakan metode data mining yaitu dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk menemukan pola pembelian konsumen. Proses penggalian data dalam jumlah besar membutuhkan algoritma yang efisien. Algoritma *FP-Growth* adalah salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk menemukan himpunan data yang sering muncul dalam suatu dataset. *FP-Growth* memperbaiki algoritma sebelumnya yaitu *Apriori*.

Hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi penting dalam pemahaman pola pembelian konsumen warmino. Penelitian ini memiliki potensi sebagai titik awal untuk penelitian lebih lanjut di bidang analisis konsumen dalam industri kuliner. Hasilnya dapat menjadi dasar bagi penelitian yang lebih mendalam terkait dengan kecerdasan bisnis, pembelajaran mesin, dan pengembangan model prediktif yang lebih kompleks. Secara keseluruhan, dapat memberikan pemahaman dan peningkatan kinerja bisnis warmino melalui pemanfaatan pengetahuan dalam database untuk mengeksplorasi pola pembelian konsumen.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Produk

Barang memiliki peran yang sangat penting di dalam ranah bisnis karena mampu mempengaruhi kualitas, daya tarik, dan keputusan pembelian yang diambil oleh konsumen terhadap suatu perusahaan. Oleh karena itu, perusahaan melalui serangkaian langkah seperti penelitian pasar, pengembangan, uji coba, dan peluncuran produk untuk memastikan bahwa produk tersebut memenuhi kebutuhan dan harapan pelanggan serta dapat bersaing di pasar [9].

2.2. Data Mining

Data mining merupakan suatu Teknik pemrosesan data yang bertujuan untuk mengidentifikasi informasi berharga dari data yang dikumpulkan. Teknik ini memiliki peran penting di berbagai sektor, seperti industri, keuangan, cuaca, ilmu, dan teknologi. Di sektor industri, data mining dimanfaatkan untuk menggali informasi terkait preferensi konsumen, tren pasar, dan permintaan produk. Dengan memanfaatkan informasi ini, perusahaan dapat mengoptimalkan strategi pemasaran dan meningkatkan efisiensi operasional [10].

2.3. Support Confidence dan Lift

Support (dukungan) adalah rasio jumlah transaksi yang mengandung *Item* tertentu terhadap total jumlah transaksi.

$$Supp(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A}}{\text{Total jumlah transaksi}}$$

Confidence (kepercayaan) adalah rasio jumlah transaksi yang mengandung *Item* tertentu terhadap jumlah transaksi yang mengandung *Item* lainnya.

$$Conf(A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A}}$$

Lift (peningkatan) mengukur seberapa banyak kemunculan *Item* B meningkat ketika *Item* A ada dalam transaksi.

$$Lift(A \rightarrow B) = \frac{\text{Support}(A \rightarrow B)}{\text{Support}(A) \times \text{Support}(B)}$$

2.4. Algoritma FP-Growth

Algoritma *FP-Growth* adalah pengembangan dari algoritma *Apriori* yang memanfaatkan konsep pembangunan tree yang dikenal sebagai FP-Tree untuk menemukan himpunan data yang sering muncul dalam sebuah kumpulan data. Berbeda dengan *Apriori* yang menggunakan generate candidate, *FP-Growth* menggunakan pendekatan yang lebih efisien. Prosesnya melalui beberapa tahap, yakni pembangkitan *conditional pattern base*, pembangkitan *conditional FP-Tree*, dan pencarian *frequent Itemset*. Dengan pendekatan ini, *FP-Growth* mampu memberikan hasil lebih cepat daripada *Apriori* [11].

2.5. Rapidminer

Rapidminer adalah sebuah perangkat lunak dengan sumber terbuka (open source) yang dapat digunakan untuk melakukan analisis pada data mining, text mining, dan analisis prediksi. Software ini menyediakan sekitar 500 operator data mining yang mencakup operator untuk input, output, data preprocessing, dan visualisasi. *Rapidminer* merupakan perangkat lunak yang mandiri untuk analisis data dan dapat digunakan sebagai mesin data mining yang terintegrasi dalam produknya sendiri. Aplikasi ini bermanfaat untuk keperluan bisnis dan komersial, penelitian, pendidikan dan pelatihan, serta pengembangan prototipe dan aplikasi dengan cepat. *Rapidminer* juga dapat membantu di semua tahapan proses pembelajaran mesin, termasuk persiapan data, visualisasi hasil, validasi, dan pengoptimalan [12].

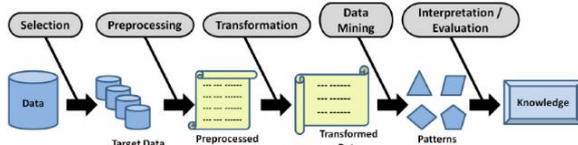
2.6. Association Rule

Analisis asosiasi atau *Association rule mining* adalah teknik data mining untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi *Item*. Analisis asosiasi dikenal juga sebagai salah satu teknik data mining yang menjadi dasar dari salah satu teknik data mining lainnya [13].

3. METODE PENELITIAN

3.1. Metode Penelitian

Dalam penelitian ini, data dianalisis menggunakan metode *Knowledge Discovery in Database (KDD)* dalam data mining dengan algoritma *FP-Growth*. *Knowledge Discovery in Database (KDD)* merupakan proses menyeluruh yang tidak sepele dalam mencari dan mengidentifikasi pola dalam data. Pola-pola ini haruslah sah, baru, memiliki nilai, dan bisa dimengerti [14]. Tahapan-tahapan Teknik KDD tersebut dapat dilihat pada gambar 3.1 dibawah ini.



Gambar 1. *The Knowledge Discovery in Database (KDD)* [15]

Metode analisis data yang diterapkan dalam penelitian ini mengadopsi pendekatan Knowledge Discovery In Database (KDD), yang terdiri dari serangkaian tahapan mulai dari pemilihan data, pra-pemrosesan data, transformasi data, penggalian data, hingga evaluasi [16].

a. *Data Selection*

Melakukan pemilihan dataset yang relevan Proses data *selection* melibatkan pemilihan atau pengelompokan data tertentu berdasarkan kriteria tertentu, yang dapat mencakup pemilihan variabel (*attributes*), baris (*instance*), atau keduanya sesuai dengan kondisi atau aturan tertentu..

b. *Data Pre-Processing*

Melakukan pembersihan data sehingga lebih efektif. menggunakan serangkaian langkah atau tindakan yang dilakukan pada data sebelum data tersebut digunakan dalam analisis atau pemodelan.

c. *Data Transformation*

Melakukan perubahan struktur isi dataset agar lebih sesuai untuk dianalisis. Operasi ini diterapkan pada data melalui proses transformasi untuk mengubah atau memanipulasi struktur atau isi dataset. Transformasi ini mencakup berbagai tindakan yang disesuaikan agar dataset dapat sesuai dengan kebutuhan analisis atau pemodelan yang akan dilakukan.

d. *Data Mining*

Membuat model aturan asosiasi didalam aplikasi *rapidminer* Suatu proses ekstraksi pola informasi yang berharga atau pengetahuan yang tersembunyi dari dalam suatu dataset besar.

e. *Data Interpretation*

Menentukan nilai *Minimum Support* dan *Confidence* serta melakukan evaluasi terhadap *rule* yang dihasilkan.

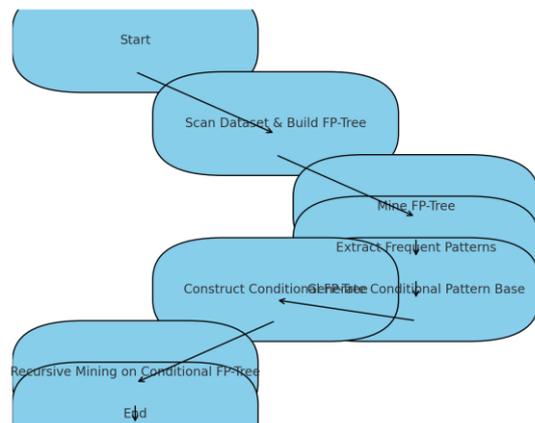
Pada tahap *interpretation* (evaluasi), akan dievaluasi apakah hasil dari proses data mining

dapat memenuhi tujuan yang telah ditetapkan. Untuk itu, akan dilakukan profilisasi pada setiap kelompok data yang terbentuk, guna memahami karakteristik masing-masing kelompok. Selain itu, akan dilakukan analisis lebih lanjut untuk mengetahui sejauh mana kelompok data tersebut sesuai dengan jalur minat, dengan menghubungkannya dengan atribut minat. Dengan demikian, diharapkan dapat diperoleh informasi atau pola yang berguna sebagai panduan dalam pemutakhiran data [17].

f. *Knowledge*

Tahap terakhir dari proses data mining adalah bagaimana mengartikulasikan keputusan atau langkah yang harus diambil dari hasil analisis tersebut. Oleh karena itu, menyajikan hasil data mining dalam bentuk pengetahuan yang dapat dimengerti oleh semua orang adalah langkah yang penting dalam proses data mining. Dalam penyajian ini, visualisasi juga dapat membantu untuk mengkomunikasikan hasil data mining [18].

3.2. Flowchart Metode FP-Growth



Berikut adalah flowchart dari metode *FP-Growth* yang digunakan dalam penelitian ini Penjelasan Metode *FP-Growth*:

a. *Scan Dataset & Build FP-Tree*:

Dataset dipindai untuk menemukan *item-item* yang sering muncul.

b. *FP-Tree (Frequent Pattern Tree)*

dibangun untuk menyimpan informasi tentang frekuensi dan hubungan antar *item*.

c. *Mine FP-Tree*:

Setelah *FP-Tree* dibangun, penambahan dilakukan untuk menemukan pola-pola yang sering muncul dalam *dataset*.

d. *Extract Frequent Patterns*:

Pola-pola yang sering muncul diekstraksi dari *FP-Tree*.

e. *Generate Conditional Pattern Base*:

Basis pola kondisional dihasilkan untuk setiap *item* dalam *FP-Tree*.

- f. *Construct Conditional FP-Tree:*
FP-Tree kondisional dibangun dari basis pola kondisional yang telah dihasilkan.
- g. *Recursive Mining on Conditional FP-Tree:*
 Penambahan rekursif dilakukan pada *FP-Tree* kondisional untuk menemukan pola-pola lebih lanjut.
- h. *End:*
 Proses penambahan selesai dan pola-pola yang ditemukan dapat dianalisis lebih lanjut.
Flowchart ini menjelaskan langkah-langkah utama dalam algoritma *FP-Growth* yang digunakan untuk menambang aturan asosiasi dalam dataset.

3.3. Sumber Data

Dalam kerangka penelitian ini, data yang dimanfaatkan bersumber dari data sekunder yang diperoleh dari *Kaggle.com*. Data tersebut merupakan catatan transaksi pola pembelian konsumen warmindo, mencakup rincian tentang produk makanan yang dibeli oleh konsumen di tempat tersebut. Sejumlah 499 rekaman dengan 12 atribut terdapat dalam dataset ini, dan data tersebut disajikan dalam format CSV. Format ini dipilih karena kemudahan dalam pembacaan dan analisis menggunakan perangkat lunak pengolah data. Data dan informasi dapat diakses melalui tautan ini <https://www.kaggle.com/datasets/rayhanpdaksa/warmindo>.

3.4. Teknik Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, metode pengumpulan data yang digunakan adalah data sekunder, yaitu teknik

pengumpulan data yang memanfaatkan informasi yang sudah ada dari sumber lain. Data sekunder yang dimanfaatkan berasal dari pola pembelian konsumen Warmindo dan diperoleh dari *Kaggle*. Informasi yang terkandung dalam data tersebut mencakup detail tentang konsumen yang melakukan pembelian produk. Dalam proses pengumpulan data pada 1 Januari 2022 hingga 30 Agustus 2022.

3.5. Teknik Analisis Data

Dukungan merupakan indikator yang menunjukkan seberapa signifikan suatu *Item* atau kumpulan *Item* dalam menguasai seluruh transaksi. Nilai dukungan untuk suatu *Item* diperoleh melalui perhitungan menggunakan persamaan di bawah ini

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil

Pengujian dimulai dengan pembentukan *frequent Itemset-1* dan *Itemset-2* pada transaksi yang dilakukan pada operator *FP-Growth* menggunakan nilai *Minimum Support* dan nilai *Confidence*. Pola asosiasi terbentuk dengan aturan yang dimulai dari tingkat kepercayaan *Minimum* sebesar 0,5. Dalam kombinasi dengan nilai dukungan *Minimum* 0,4 terbentuk pola asosiasi yakni 9 aturan, yang kemudian digunakan dalam pengujian berikutnya.

Selanjutnya, pengujian dilakukan dengan memeriksa nilai *lift* pada setiap aturan yang terbentuk memiliki nilai *lift* lebih dari 1 sehingga valid dan bisa digunakan berikut adalah aturan yang terbentuk.

Tabel 1. Hasil *Association Rule*

<i>Rule No.</i>	<i>Premises</i>	<i>Conclusion</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>	<i>Lift</i>
1.	Indomie Rasa Soto Banjar Limau Kuit	Indomie Rasa Empal Gentong	0.141	0.438	1.444
2.	Indomie Goreng Cabe Ijo	Indomie Rasa Soto Banjar Limau Kuit	0.121	0.444	1.375
3.	Indomie Kari Ayam	Indomie Baso Sapi	0.131	0.448	2.017
4.	Indomie Rasa Mi Kocok Bandung	Indomie Ayam Spesial	0.111	0.458	1.972
5.	Indomie Rasa Empal Gentong	Indomie Rasa Soto Banjar Limau Kuit	0.141	0.467	1.444
6.	Indomie Ayam Spesial	Indomie Rasa Mi Kocok Bandung	0.111	0.478	1.973
7.	Indomie Rasa Soto Padang	Indomie Rasa Soto Betawi	0.111	0.524	1.440
8.	Indomie Rasa Soto Lamongan	Indomie Rasa Soto Betawi	0.121	0.545	1.5
9.	Indomie Baso Sapi	Indomie Kari Ayam	0.131	0.591	2.017

4.2. Pembahasan

Jumlah data yang digunakan mencapai 499 catatan transaksi penjualan, dan setelah melalui proses transformasi data, dihasilkan 99 catatan data yang mencakup 12 produk. Pada tahap asosiasi, dengan menggunakan nilai *Support*, *Confidence*, dan *lift*, dengan kombinasi nilai *Support* = 0,5, *Confidence* = 0,4, dan *lift* = 1,0, berhasil ditemukan 9 aturan asosiasi.

Hasil aturan asosiasi pada Tabel 4.1 dapat diinterpretasi sebagai berikut:

- a. *Rule 1*
 Aturan pertama menunjukkan bahwa transaksi yang mencakup Indomie Rasa Soto Banjar Limau Kuit dan Indomie Rasa Empal Gentong terjadi sebanyak 14% dari total transaksi. Konsumen yang membeli Indomie Rasa Soto Banjar Limau Kuit memiliki peluang 1,4 kali lebih tinggi untuk membeli Indomie Rasa Empal Gentong, dengan tingkat keberhasilan pembelian sebesar 43%.
- b. *Rule 2*
 Aturan kedua mencerminkan transaksi yang melibatkan Indomie Goreng Cabe Ijo dan Indomie

- Rasa Soto Banjar Limau Kuit, dengan frekuensi sebanyak 12% transaksi. Pelanggan yang membeli Indomie Goreng Cabe Ijo memiliki peluang 1,3 kali lebih tinggi untuk membeli Indomie Rasa Soto Banjar Limau Kuit, dengan tingkat keberhasilan pembelian sebesar 44%.
- c. *Rule 3*
Transaksi yang mencakup Indomie Kari Ayam dan Indomie Baso Sapi muncul sebanyak 13% dari total transaksi. Pelanggan yang membeli Indomie Kari Ayam memiliki peluang 2,0 kali lebih tinggi untuk membeli Indomie Baso Sapi, dengan tingkat keberhasilan pembelian sebesar 44%.
- d. *Rule 4*
Aturan keempat mencakup transaksi yang terdiri dari Indomie Rasa Mi Kocok Bandung dan Indomie Ayam Spesial, muncul sebanyak 11% dari total transaksi. Pelanggan yang membeli Indomie Rasa Mi Kocok Bandung memiliki peluang 1,9 kali lebih tinggi untuk membeli Indomie Ayam Spesial, dengan tingkat keberhasilan pembelian sebesar 45%.
- e. *Rule 5*
Transaksi yang melibatkan Indomie Rasa Empal Gentong dan Indomie Rasa Soto Banjar Limau Kuit terjadi sebanyak 14% dari total transaksi. Pelanggan yang membeli Indomie Rasa Empal Gentong memiliki peluang 1,4 kali lebih tinggi untuk membeli Indomie Rasa Soto Banjar Limau Kuit, dengan tingkat keberhasilan pembelian sebesar 46%.
- f. *Rule 6*
Aturan keenam menunjukkan bahwa transaksi yang mencakup Indomie Ayam Spesial dan Indomie Rasa Mi Kocok Bandung terjadi sebanyak 11% dari total transaksi. Pelanggan yang membeli Indomie Ayam Spesial memiliki peluang 1,9 kali lebih tinggi untuk membeli Indomie Rasa Mi Kocok Bandung, dengan tingkat keberhasilan pembelian sebesar 47%.
- g. *Rule 7*
Transaksi yang melibatkan Indomie Rasa Soto Padang dan Indomie Rasa Soto Betawi terjadi sebanyak 11% dari total transaksi. Pelanggan yang membeli Indomie Rasa Soto Padang memiliki peluang 1,4 kali lebih tinggi untuk membeli Indomie Rasa Soto Betawi, dengan tingkat keberhasilan pembelian sebesar 52%.
- h. *Rule 8*
Aturan kedelapan mencakup transaksi yang terdiri dari Indomie Rasa Soto Lamongan dan Indomie Rasa Soto Beetawi, terjadi sebanyak 12% dari total transaksi. Pelanggan yang membeli Indomie Rasa Soto Lamongan memiliki peluang 1,5 kali lebih tinggi untuk membeli Indomie Rasa Soto Betawi, dengan tingkat keberhasilan pembelian sebesar 54%.
- i. *Rule 9*
Transaksi yang melibatkan Indomie Baso Sapi dan Indomie Kari Ayam terjadi sebanyak 13% dari

total transaksi. Pelanggan yang membeli Indomie Baso Sapi memiliki peluang 2,0 kali lebih tinggi untuk membeli Indomie Kari Ayam, dengan tingkat keberhasilan pembelian sebesar 59%.

Berdasarkan aturan-aturan tersebut, dapat disimpulkan bahwa pola pembelian konsumen warmindo sebagai berikut:

- Produk yang paling sering dibeli adalah mie instan rasa soto, mie instan rasa kari, dan mie instan rasa ayam.
- Produk yang sering dibeli bersamaan adalah mie instan rasa soto dengan mie instan rasa empal gentong, mie instan rasa kari dengan mie instan rasa baso sapi, dan mie instan rasa soto dengan mie instan rasa mi kocok bandung.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulannya berdasarkan analisis 499 data transaksi penjualan warmindo, ditemukan 9 aturan asosiasi yang menunjukkan pola pembelian konsumen. Produk yang paling sering dibeli adalah mie instan rasa soto, mie instan rasa kari, dan mie instan rasa ayam. Konsumen yang membeli satu jenis mie instan rasa soto, kari, atau ayam, memiliki peluang lebih tinggi untuk membeli jenis mie instan lainnya dari rasa yang sama atau berbeda. Pola pembelian ini dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan stok produk, menyusun strategi promosi, dan mengembangkan menu baru. Penelitian ini dapat dilanjutkan dengan menganalisis data dari lebih banyak warmindo, menggunakan algoritma lain, dan mempelajari faktor lain yang memengaruhi pola pembelian konsumen.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. Prasetya, J. E. Yanti, A. I. Purnamasari, A. R. Dikananda, and O. Nurdiawan, "Analisis Data Transaksi Terhadap Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Algoritma Apriori," *INFORMATICS FOR EDUCATORS AND PROFESSIONAL: Journal of Informatics*, vol. 6, no. 1, pp. 43–52, Apr. 2022, doi: 10.51211/ITBI.V6I1.1688.
- [2] M. R. Sulistio, N. Suarna, and O. Nurdiawan, "Analisa Penerapan Metode Clustering X-Means Dalam Pengelompokan Penjualan Barang," *Jurnal Teknologi Ilmu Komputer*, vol. 1, no. 2, pp. 37–42, Jul. 2023, doi: 10.56854/JTIK.V1I2.49.
- [3] L. Ulfa, S. Rahmatullah, and I. Irmawati, "ANALISA POLA PEMBELIAN KONSUMEN MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA NUSA RICEBOWL & BURGER," *JISAMAR (Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research)*, vol. 7, no. 2, pp. 388–402, May 2023, doi: 10.52362/JISAMAR.V7I2.1066.
- [4] J. Minardi, D. Mahendra, and A. D. Sabilla, "SISTEM ANALISIS POLA PEMBELIAN KONSUMEN MENGGUNAKAN

- ALGORITMA *FP-GROWTH*,” *JURNAL TEKNOLOGI INFORMASI DAN KOMUNIKASI*, vol. 14, no. 1, pp. 209–217, Mar. 2023, doi: 10.51903/JTIKP.V14I1.560.
- [5] E. Nurarofah, R. Herdiana, and N. D. 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, Mar. 2023, doi: 10.36040/JATI.V7I1.6299.
- [6] R. Saputra and A. J. P. Sibarani, “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat,” *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 262–276, Aug. 2020, doi: 10.35957/JATISI.V7I2.195.
- [7] L. Kando Sihombing, U. Fatimah Sari Sitorus Pane, P. Studi Sistem Informasi, and S. Triguna Dharma, “Implementasi Data Mining Dalam Menganalisa Pola Penjualan Roti Menggunakan Algoritma *FP-Growth*,” *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, vol. 1, no. 3, pp. 228–238, May 2022, doi: 10.53513/JURSI.V1I3.5288.
- [8] Y. P. Bunda, “ALGORITMA *FP-GROWTH* UNTUK MENGANALISA POLA PEMBELIAN OLEH-OLEH,” *Riau Journal Of Computer Science*, vol. 6, no. 1, pp. 34–44, Jan. 2020, Accessed: Dec. 15, 2023. [Online]. Available: <https://e-journal.upp.ac.id/index.php/RJOCS/article/view/1970>
- [9] F. Firmansyah and O. Nurdiawan, “PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA FREQUENT PATTERN - GROWTH UNTUK MENENTUKAN POLA PEMBELIAN PRODUK CHEMICALS,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 1, pp. 547–551, Mar. 2023, doi: 10.36040/JATI.V7I1.6371.
- [10] H. Santoso *et al.*, “DATA MINING ANALISA POLA PEMBELIAN PRODUK DENGAN MENGGUNAKAN METODE ALGORITMA APRIORI,” *SEMNASTEKNOMEDIA ONLINE*, vol. 4, no. 1, pp. 3–7–19, Feb. 2016, Accessed: Dec. 30, 2023. [Online]. Available: <https://ojs.amikom.ac.id/index.php/semnasteknomedia/article/view/1267>
- [11] N. Nurasih, “Implementasi Algoritma *FP-Growth* Pada Pengenalan Pola Penjualan,” *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, vol. 1, no. 9, pp. 438–444, Feb. 2021, Accessed: May 02, 2024. [Online]. Available: <http://ejournal.seminar-id.com/index.php/tin/article/view/624>
- [12] “ANALISIS DATA HASIL KEUNTUNGAN MENGGUNAKAN SOFTWARE RAPIDMINER | Nofitri | JURTEKSI (Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi).” Accessed: Dec. 30, 2023. [Online]. Available: <https://jurnal.stmikroyal.ac.id/index.php/jurteks/article/view/365>
- [13] M. Fauzy, K. W. Rahmat Saleh, I. Asror, J. Telekomunikasi No, and T. Buah Batu Bandung, “PENERAPAN METODE ASSOCIATION RULE MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI PADA SIMULASI PREDIKSI HUJAN WILAYAH KOTA BANDUNG,” *Jurnal Ilmiah Teknologi Infomasi Terapan (JITTER)*, vol. 2, no. 3, Aug. 2016, doi: 10.33197/JITTER.VOL2.ISS3.2016.111.
- [14] P. Putriyana and O. Nurdiawan, “Implementation of Data Mining to Predict Graduation of SMK Al Huda Kedungwungu Students Using the Naïve Bayes Classifier Algorithm,” *Experimental Student Experiences*, vol. 1, no. 4, pp. 332–338, Apr. 2023, doi: 10.58330/ESE.V1I4.202.
- [15] “The Knowledge Discovery in Databases (KDD) process | Download Scientific Diagram.” Accessed: Dec. 18, 2023. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/figure/The-Knowledge-Discovery-in-Databases-KDD-process_fig1_274425359
- [16] F. Achmad, O. Nurdiawan, and Y. A. Wijaya, “ANALISA POLA TRANSAKSI PEMBELIAN KONSUMEN PADA TOKO RITEL KESEHATAN MENGGUNAKAN ALGORITMA *FP-GROWTH*,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 1, pp. 168–175, Feb. 2023, doi: 10.36040/JATI.V7I1.6210.
- [17] A. Febriyani, G. K. Prayoga, and O. Nurdiawan, “Index Kepuasan Pelanggan Informa dengan Menggunakan Algoritma C.45,” *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 8, no. 6, pp. 330–335, Dec. 2021, doi: 10.30865/JURIKOM.V8I6.3686.
- [18] I. Nurrohmat, O. Nurdiawan, and A. Bahtiar, “IMPLEMENTASI ALGORITMA *FP-GROWTH* UNTUK MENUNJANG KEPUTUSAN PERSEDIAN BARANG DI CV INDOTECH JAYA SENTOSA KOTA CIREBON,” *JURSIMA*, vol. 10, no. 2, pp. 200–205, Aug. 2022, doi: 10.47024/JS.V10I2.421.