

ANALISIS DATA MINING DALAM MENENTUKAN STRATEGI PENJUALAN TERHADAP POLA PEMBELIAN PADA PENJUALAN PRODUK SHAKA VAPORSHOP MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH

Naufal Aziz Sahidin¹, Martanto², Umi Hayati³

^{1,3} Teknik Informatika STMIK IKMI Cirebon

² Manajemen Informatika, STMIK IKMI Cirebon

Jalan Perjuangan No.10B, Karyamulya, Kec. Kesambi, Kota Cirebon, Indonesia

naufalaziz779@gmail.com

ABSTRAK

Dalam membangun sebuah bisnis toko vape sangat memerlukan penggunaan teknologi informasi, guna mendukung kelancaran penjualan produk-produk vape yang telah tersedia pada toko. Pemilik toko kesulitan mengetahui produk mana yang paling laris dalam waktu yang bersamaan. Pemilik usaha perlu menentukan strategi penjualan yang efektif untuk meningkatkan penjualan produk. Salah satu cara untuk menentukan strategi penjualan yang efektif adalah dengan memanfaatkan teknik data mining. Penelitian ini dilakukan untuk menentukan produk-produk yang sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan. Hasil penelitian ini akan digunakan untuk mengembangkan strategi penjualan yang lebih efektif. Penelitian ini menggunakan algoritma FP-Growth untuk menghasilkan kumpulan frequent itemset. frequent itemset kemudian digunakan untuk menentukan aturan yang menghasilkan kumpulan item yang lebih terarah. Algoritma FP-Growth merupakan pengembangan dari algoritma Apriori. Analisis perhitungan metode Apriori yang dibangun menghasilkan aturan asosiasi yang cukup baik, tetapi proses pembentukannya membutuhkan waktu yang lama. Sebaliknya, analisis perhitungan metode FP-Growth menghasilkan aturan asosiasi yang lebih efektif dan efisien. Data yang digunakan yaitu 15 jenis produk vape dan 1161 data transaksi. Pada penelitian ini ditentukan nilai minimum support sebesar 0,6 dan nilai minimum confidence sebesar 0,8. Dari hasil pengujian yang dilakukan didapatkan sebuah aturan (rule) dengan nilai confidence 1.

Kata kunci: Penjualan, Data mining, Association rules, FP-Growth, Frequent itemset

1. PENDAHULUAN

Vape store adalah bisnis yang menyediakan berbagai kebutuhan vaping, mulai dari vaporizer, liquid, aksesoris, hingga komponen lain yang terkait dengan kegiatan vaping.

Masalah yang terjadi adalah dalam hal memberikan pelayanan terbaik terhadap pasar atau pelanggan perusahaan untuk menggunakan strategi bisnis yang tepat sasaran untuk menghindari kerugian toko[1]. Akan tetapi, terkadang pihak pengelola toko terkendala dalam hal menentukan strategi. Banyak faktor yang menyebabkan hal tersebut. Salah satu faktor penyebab adalah sulitnya menghasilkan analisa terkait dengan pola data penjualan produk yang sudah ada, sehingga memberikan dampak negatif dari hasil penjualan produk yang naik dan turun. Dari permasalahan yang sudah dijelaskan peneliti akan menggunakan metode algoritma fp-growth untuk menentukan barang yang paling laris secara bersamaan[2].

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Jafar dan Nining Rahaningsih pada penelitian yang berjudul “Menentukan Pola Reservasi Hotel Dengan Algoritma FP-GROWTH”, menjelaskan bahwa FP-Growth merupakan algoritma data mining yang digunakan untuk menemukan itemsets frekuensi tinggi dari kumpulan data transaksi[3]. Oleh karena itu, penulis bermaksud melakukan penelitian dengan

menggunakan metode algoritma fp-growth untuk melihat penjualan barang terlaris secara bersamaan[4].

Metode association rules digunakan untuk menemukan keterkaitan antara produk-produk yang sering dibeli bersamaan. Algoritma fp-growth digunakan untuk menentukan himpunan produk-produk yang sering dibeli bersamaan pada data transaksi penjualan di Shaka Vaporshop.

Penelitian ini menggunakan data transaksi Shaka Vaporshop selama bulan oktober 2023 untuk menemukan pola hubungan antara produk-produk yang sering dibeli bersamaan. Pola hubungan ini diharapkan dapat menjadi dasar pengambilan keputusan dalam meningkatkan penjualan Shaka Vaporshop di masa mendatang.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Vapestore

Persaingan yang semakin ketat di bisnis ritel menuntut perusahaan untuk terus berinovasi dan menciptakan strategi yang unik agar dapat meningkatkan penjualan barang dan meraih keuntungan[5]. Setiap toko harus menyimpan data transaksinya, baik secara manual maupun digital. Namun, masih banyak toko yang menggunakan cara manual, seperti Shaka Vaporshop. Cara ini tidak efisien karena sulit untuk mengolah data secara cepat dan akurat. Padahal, teknik data mining dapat digunakan untuk mengolah data transaksi dan menghasilkan informasi baru. Informasi ini dapat

digunakan untuk membuat strategi bisnis toko, mengetahui kebutuhan pelanggan, dan hal-hal lainnya[6].

2.2. Data mining

Data mining adalah proses otomatis untuk menemukan pola dan hubungan dalam data yang besar. Pola dan hubungan ini dapat digunakan untuk memecahkan masalah, membuat keputusan, atau meningkatkan pemahaman kita tentang dunia[5].

2.3. Asosiasi

Asosiasi adalah metode data mining untuk menemukan hubungan antara dua atau lebih item dalam data transaksi. Metode ini sering digunakan dalam analisis perilaku konsumen, terutama untuk merekomendasikan produk atau layanan yang mungkin diminati oleh pelanggan[7].

Ada dua pengukuran penting dalam metode asosiasi, yaitu Support dan Confidence. Support dapat diartikan sebagai seberapa sering nilai X muncul terhadap keseluruhan baris data. Support dapat ditulis dengan rumus persamaan 1.

$$\text{support}(X) = \text{frq}(x) \frac{\text{frq}(x)}{N} \quad (1)$$

Untuk mencari nilai support 2 tem menggunakan rumus pada persamaan 2.

$$\text{support}(x \rightarrow y) = \frac{\text{frq}(x)}{N} \quad (2)$$

Sementara Confidence dapat diartikan sebagai seberapa banyak transaksi yang berisikan $X \cup Y$ terhadap keseluruhan transaksi yang berisikan X. Confidence dapat dituliskan pada rumus persamaan 3.

$$\text{confidence}(x \rightarrow y) = \frac{\text{frq}(x,y)}{\text{frq}(x)} \quad (3)$$

2.4. Fp-Growth

Algoritma Fp-Growth adalah algoritma yang digunakan untuk menentukan kumpulan informasi yang paling sering muncul atau Frequent Item Set dalam sebuah data. Pada Algoritma Fp-Growth menggunakan konsep Pohon Pembangunan atau yang biasa disebut Fp-Tree[8].

Frequent Pattern Growth juga menggunakan konsep pembangunan tree untuk pencarian frequent itemset. Hal itu yang menyebabkan algoritma FP-Growth lebih cepat dari algoritma apriori[9].

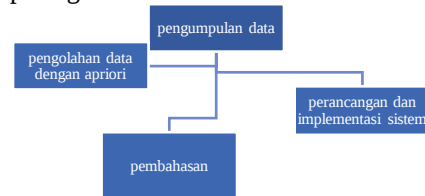
2.5. Rapidminer

RapidMiner adalah sebuah aplikasi open source yang digunakan untuk pengolahan data dalam data mining. RapidMiner menyediakan berbagai teknik dan metode, seperti klasifikasi, klustering, dan asosiasi[3]. 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[10].

3. METODE

Metode penelitian ini terdiri dari beberapa tahap, yaitu pengumpulan data, pengolahan data dengan apriori, perencanaan dan implementasi sistem, dan pembahasan.



Gambar 1 Alur metode penelitian

3.1. Pengolahan data

Menganalisis laporan transaksi penjualan yang dihasilkan oleh aplikasi toko vape untuk mendapatkan informasi tentang pola pembelian dan kinerja penjualan.

3.2. Pengolahan data dengan apriori

Menggunakan bahasa pemrograman PHP dan MySQL untuk mengelola dan menganalisis data transaksi dengan algoritma Apriori guna mengidentifikasi pola pembelian yang signifikan.

3.3. Perancangan dan implementasi sistem

Menguji berbagai fitur sistem, memastikan bahwa algoritma Apriori berfungsi dengan baik, dan mengevaluasi kinerja keseluruhan sistem.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengolahan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini mengikuti serangkaian langkah yang terorganisir dan teliti. Pertama-tama, peneliti mengidentifikasi sumber data primer, yaitu catatan transaksi harian dari Shaka Vaporshop. Metode pengumpulan data primer dipilih dengan cermat, melibatkan observasi langsung dan wawancara dengan pemilik atau staf toko. Periode waktu yang relevan juga ditentukan untuk pengumpulan data, yang dapat dilakukan harian, mingguan, atau bulanan, tergantung pada kebutuhan penelitian. validasi data merupakan tahap krusial dalam proses ini, di mana peneliti memastikan keakuratan dan ketepatan informasi yang terkumpul. Proses validasi mencakup pengecekan kebenaran data, pencocokan dengan bukti fisik, dan pemeriksaan kesalahan pencatatan. Setelah itu, data diorganisir dengan baik agar mudah diakses dan sesuai dengan format yang diperlukan untuk analisis selanjutnya. Pengumpulan data ini memerlukan kerjasama aktif antara peneliti dan pihak Shaka Vaporshop, menjaga integritas data dan memastikan kelengkapan informasi yang diperlukan untuk analisis menggunakan algoritma Apriori. Proses pengumpulan data yang

terstruktur ini menjadi dasar yang kuat untuk menjawab pertanyaan penelitian dan mencapai tujuan analisis yang diinginkan. Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data transaksi penjualan vape ini di dapatkan dari Shaka Vaporshop, dengan melakukan observasi dan wawancara disana, data transaksi yang digunakan adalah transaksi penjualan vape selama 1 bulan yaitu bulan dengan transaksi sebanyak 1161 transaksi akan dikelompokkan untuk penjualan vape di satu bulannya. Type vape yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 15 type vape. Type vape yaitu: Catridge ursa nano, Catridge oxva xlim, Catridge oxva xlim v2, Coil uwell caliburn G, Pod ursa nano kit, Salt Iceland grape, Salt Iceland mango, Salt mango hanna, Salt berry hanna, Pod ursa baby kit, Salt foom fresh cola, Pod oxva xlim se, Pod oxva xlim pro, Salt yb muffin & xes, Salt blackwood vanilla.

4.2. Pengolahan data dengan apriori

Pengelolaan Data dengan Algoritma Apriori merupakan tahap kritis dalam penelitian ini yang melibatkan analisis pola asosiasi pada dataset transaksi penjualan dari Shaka Vaporshop. Proses ini dapat diuraikan lebih detail sebagai berikut:

- Preprocessing Data**
Tahapan awal melibatkan preprocessing data, termasuk pembersihan dan penyesuaian dataset agar sesuai dengan kebutuhan algoritma Apriori. Ini mencakup identifikasi dan penanganan nilai-nilai yang hilang, penghapusan duplikat, dan transformasi data ke dalam format yang dapat diolah oleh algoritma.
- Implementasi Algoritma Apriori**
Algoritma Apriori diterapkan pada dataset yang telah di-preprocess. Algoritma ini bekerja dengan prinsip mencari pola asosiasi atau hubungan yang signifikan antara item-item dalam transaksi. Dalam konteks ini, item-item mewakili produk yang terdapat dalam transaksi penjualan.
- Penentuan Support dan Confidence**
Peneliti menentukan nilai support dan confidence yang sesuai untuk analisis. Nilai support menunjukkan seberapa sering suatu kumpulan item muncul dalam transaksi, sementara confidence mengukur sejauh mana suatu item muncul bersama dengan item lain. Pengaturan parameter ini memengaruhi seberapa ketat aturan asosiasi yang dihasilkan.
- Identifikasi Pola Asosiasi**
Algoritma Apriori menghasilkan aturan asosiasi yang menunjukkan hubungan antara produk-produk yang sering dibeli bersamaan. Identifikasi pola asosiasi ini memberikan wawasan yang mendalam mengenai kebiasaan belanja pelanggan dan produk-produk yang memiliki korelasi positif.
- Pemfilteran dan Interpretasi Hasil**
Hasil analisis dipilah dan diinterpretasikan untuk mendapatkan informasi yang paling relevan dan berguna bagi Shaka Vaporshop. Pemfilteran ini

melibatkan pengambilan aturan asosiasi dengan tingkat support atau confidence tertentu.

f. Integrasi Hasil ke Sistem Kasir

Hasil analisis dapat diintegrasikan ke dalam sistem kasir berbasis web yang telah dirancang sebelumnya. Ini memungkinkan pemilik toko untuk dengan mudah mengakses dan memantau informasi mengenai performa produk secara langsung melalui platform yang telah terintegrasi. Pengelolaan data dengan Algoritma Apriori menjadi langkah kunci dalam merumuskan aturan asosiasi yang relevan untuk meningkatkan pemahaman tentang pola pembelian pelanggan dan memberikan dasar untuk penentuan strategi promosi atau penataan stok yang lebih efektif.

4.3. Perancangan dan implementasi sistem

1. Menyiapkan Data Penjualan Transaksi

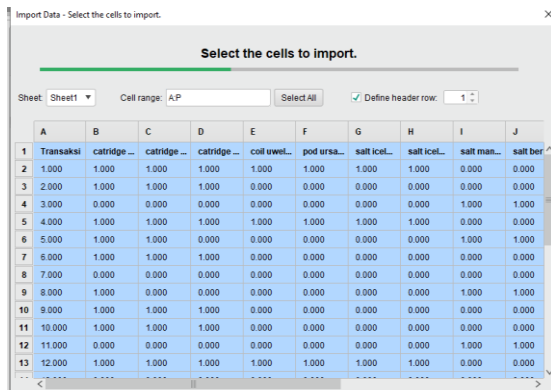
Data laporan penjualan transaksi didapatkan dari halaman apriori Oktober 2023. Adapun hasil laporan transaksi ditunjukkan pada tabel 1

Tabel 1 Data transaksi

No	Tanggal Transaksi	Nama Produk
1	01-10-2023	catridge ursa nano, catridge oxva xlim, catridge oxva xlim v2, coil uwell caliburn g2, pod ursa nano kit, salt iceland grape, salt iceland mango
2	02-10-2023	catridge ursa nano, catridge ursa nano, catridge oxva xlim, catridge oxva xlim v2
3	03-10-2023	salt mango hanna, salt berry hanna, pod ursa baby kit, salt foom fresh cola, pod oxva xlim se, pod oxva xlim pro, salt yb muffin & xes, salt blackwood vanilla
4	04-10-2023	catridge ursa nano, catridge oxva xlim, catridge oxva xlim v2, coil uwell caliburn g2, pod ursa nano kit, salt iceland grape, salt iceland mango
5	05-10-2023	salt mango hanna, salt berry hanna, pod ursa baby kit, salt foom fresh cola, pod oxva xlim se, catridge ursa nano, catridge oxva xlim

2. Data selection

Proses pemilihan data mana saja yang akan digunakan dan tidak digunakan, untuk nantinya akan dianalisis kedalam tools rapidminer.



Import Data - Select the cells to import.

Select the cells to import.

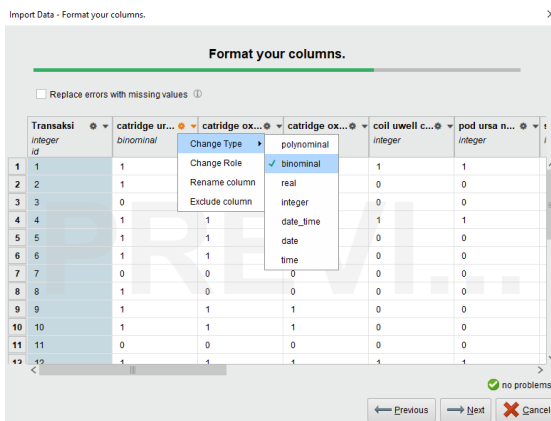
Sheet: Sheet1 Cell range: A:P Select All Define header row: 1

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	Transaksi	catridge...	catridge...	catridge...	coil uwell...	pod ura...	salt icel...	salt icel...	salt man...	salt ber...
2	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000
3	2.000	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
4	3.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	1.000
5	4.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000
6	5.000	1.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	1.000
7	6.000	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
8	7.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
9	8.000	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	1.000
10	9.000	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
11	10.000	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
12	11.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	1.000
13	12.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000

Gambar 2 Tubular data transaksi

3. Data transformation

Setelah data di import, data diubah dari integer menjadi binominal. Atribut produk diubah peran menjadi Binominal karena produk bersifat unik, seperti gambar 3



Import Data - Format your columns.

Format your columns.

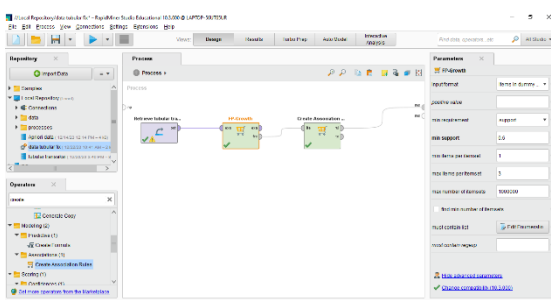
Replace errors with missing values

	Transaksi	catridge ur...	catridge ox...	coil uwell c...	pod ura n...
1	integer	binominal	polynomial	integer	integer
2	1	1	1	1	1
3	2	1	1	0	0
4	3	0	1	0	0
5	4	1	1	1	1
6	5	1	1	0	0
7	6	1	1	0	0
8	7	0	0	0	0
9	8	1	0	0	0
10	9	1	1	1	0
11	10	1	1	1	0
12	11	0	0	0	0
13	12	1	1	1	1

Gambar 3 Integer to binominal

4. Fp-Growth

Selanjutnya, pada operator FP-Growth parameter diisi dengan nilai minimal support sebesar 0,6. Dan ubah max items per itemset jadi 3. Adapun tampilan nya ditunjukkan di gambar 4



FP-Growth

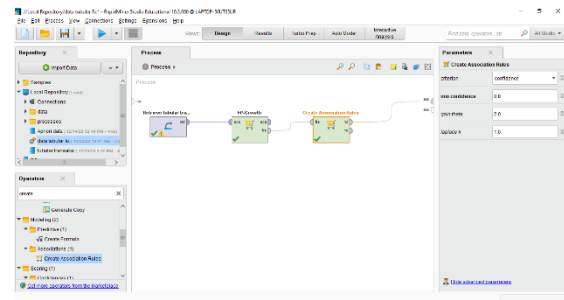
Support: 0.6

Max items per itemset: 3

Gambar 4 Fp-Growth

5. Assosiation Rules

Pada operator Create Association Rules parameter diisi dengan nilai confidence minimal 0,8. Tampilan ini dapat ditemukan pada Gambar 5

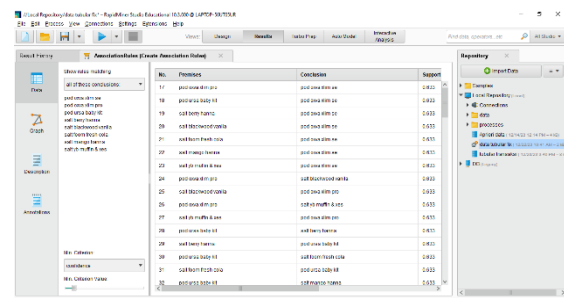


Create Association Rules

Confidence: 0.8

Gambar 5 Assosiation rules

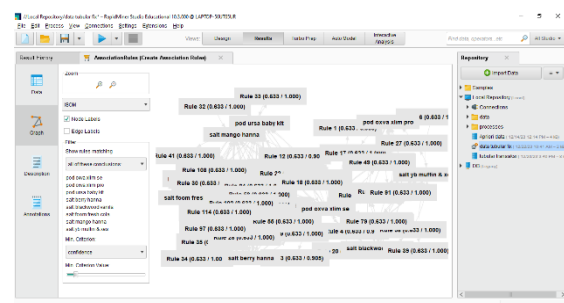
Terakhir, klik "Run" dan hasil perhitungan akan muncul. Hasil dari aturan asosiasi tersebut dibentuk menjadi beberapa aturan dari hasil RapidMiner, sebagai berikut



Association Rules

No.	Itemsets	Support
1	pod ura n...	0.000
2	pod ura n...	0.000
3	pod ura n...	0.000
4	pod ura n...	0.000
5	pod ura n...	0.000
6	pod ura n...	0.000
7	pod ura n...	0.000
8	pod ura n...	0.000
9	pod ura n...	0.000
10	pod ura n...	0.000
11	pod ura n...	0.000
12	pod ura n...	0.000
13	pod ura n...	0.000
14	pod ura n...	0.000
15	pod ura n...	0.000
16	pod ura n...	0.000
17	pod ura n...	0.000
18	pod ura n...	0.000
19	pod ura n...	0.000
20	pod ura n...	0.000
21	pod ura n...	0.000
22	pod ura n...	0.000
23	pod ura n...	0.000
24	pod ura n...	0.000
25	pod ura n...	0.000
26	pod ura n...	0.000
27	pod ura n...	0.000
28	pod ura n...	0.000
29	pod ura n...	0.000
30	pod ura n...	0.000
31	pod ura n...	0.000
32	pod ura n...	0.000

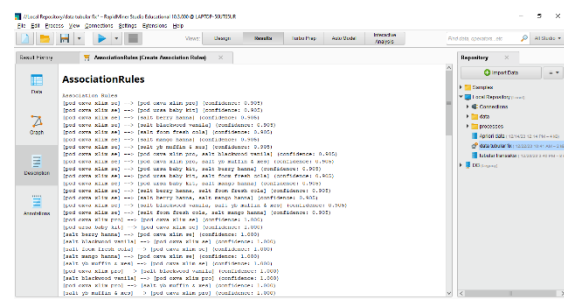
Gambar 6 Data assosiation rules



Association Rules

No.	Itemsets	Support
1	pod ura n...	0.000
2	pod ura n...	0.000
3	pod ura n...	0.000
4	pod ura n...	0.000
5	pod ura n...	0.000
6	pod ura n...	0.000
7	pod ura n...	0.000
8	pod ura n...	0.000
9	pod ura n...	0.000
10	pod ura n...	0.000
11	pod ura n...	0.000
12	pod ura n...	0.000
13	pod ura n...	0.000
14	pod ura n...	0.000
15	pod ura n...	0.000
16	pod ura n...	0.000
17	pod ura n...	0.000
18	pod ura n...	0.000
19	pod ura n...	0.000
20	pod ura n...	0.000
21	pod ura n...	0.000
22	pod ura n...	0.000
23	pod ura n...	0.000
24	pod ura n...	0.000
25	pod ura n...	0.000
26	pod ura n...	0.000
27	pod ura n...	0.000
28	pod ura n...	0.000
29	pod ura n...	0.000
30	pod ura n...	0.000
31	pod ura n...	0.000
32	pod ura n...	0.000

Gambar 7 Grafik assosiation rules



Association Rules

No.	Itemsets	Support
1	pod ura n...	0.000
2	pod ura n...	0.000
3	pod ura n...	0.000
4	pod ura n...	0.000
5	pod ura n...	0.000
6	pod ura n...	0.000
7	pod ura n...	0.000
8	pod ura n...	0.000
9	pod ura n...	0.000
10	pod ura n...	0.000
11	pod ura n...	0.000
12	pod ura n...	0.000
13	pod ura n...	0.000
14	pod ura n...	0.000
15	pod ura n...	0.000
16	pod ura n...	0.000
17	pod ura n...	0.000
18	pod ura n...	0.000
19	pod ura n...	0.000
20	pod ura n...	0.000
21	pod ura n...	0.000
22	pod ura n...	0.000
23	pod ura n...	0.000
24	pod ura n...	0.000
25	pod ura n...	0.000
26	pod ura n...	0.000
27	pod ura n...	0.000
28	pod ura n...	0.000
29	pod ura n...	0.000
30	pod ura n...	0.000
31	pod ura n...	0.000
32	pod ura n...	0.000

Gambar 8 Deskripsi assosiation rules

4.4. Pembahasan

Dari pengolahan data penjualan pada Gambar 8 dengan menggunakan RapidMiner, diperoleh sebanyak 99 aturan asosiasi. Support terendah dari aturan-aturan tersebut adalah sebesar 0,633, sementara support tertinggi mencapai 0,633. Di sisi lain, confidence terendah yang ditemukan dalam aturan asosiasi tersebut adalah sekitar 1, sedangkan confidence tertinggi mencapai 1. Dari analisis

aturan asosiasi yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa produk-produk yang memiliki nilai confidence yang tinggi cenderung dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi. Confidence merupakan indikator seberapa kuat hubungan pembelian antara produk pada premises (asumsi) dengan produk pada conclusion (konsekuensi). Semakin tinggi nilai confidence, semakin besar kecenderungan bahwa ketika pelanggan memilih satu produk dari premises, mereka juga akan memilih produk pada conclusion.

Sebagai contoh, aturan seperti ([Salt berry hanna] → [Pod oxva xlim se]) dengan confidence 1.000 mengindikasikan bahwa setiap kali pelanggan memilih Salt berry hanna, mereka juga selalu memilih Pod oxva slim se dalam transaksi yang sama. Dengan demikian, pemahaman tentang nilai confidence dapat digunakan untuk merancang strategi penempatan produk atau penawaran paket yang dapat meningkatkan penjualan. Produk dengan nilai confidence tinggi dapat dipertimbangkan untuk ditempatkan bersamaan atau ditawarkan sebagai paket, mengingat tingginya probabilitas bahwa pelanggan akan membeli keduanya.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil dari analisis data mining pada Shaka Vaporshop dengan menggunakan algoritma Fp-Growth yaitu menganalisis Pola Asosiasi dan Kecenderungan Pembelian Pelanggan Dengan menerapkan algoritma Apriori pada data transaksi penjualan, dapat diidentifikasi pola-pola asosiasi yang memberikan wawasan mendalam tentang kebiasaan pembelian pelanggan. Penetapan nilai support dan confidence membantu dalam mengungkap produk-produk yang sering dibeli bersamaan dalam satu transaksi. Hal ini memberikan pemahaman yang lebih baik tentang hubungan antar produk dan memberikan dasar yang kuat untuk menyusun strategi penjualan yang lebih efektif. Informasi ini dapat digunakan untuk menetapkan paket penjualan atau penempatan produk yang dapat meningkatkan penjualan secara signifikan. Dengan demikian, melalui analisis data menggunakan algoritma FP-GROWTH, Shaka Vaporshop dapat memperoleh wawasan yang berharga untuk meningkatkan efisiensi operasional, meningkatkan strategi penjualan, dan memberikan pengalaman berbelanja yang lebih baik bagi pelanggan mereka.

Pada dasarnya merupakan himbauan penulis kepada pihak lain untuk menangani suatu masalah yang belum sempat dibahas karena tidak terkait dengan pokok bahasannya secara langsung. Selain itu, saran dapat pula berupa petunjuk tentang apa yang harus dilakukan untuk meneruskan atau mengembangkan hasil penelitian yang telah dilakukan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Anggun Pastika Sandi and Vina Widya Ningsih, "Implementasi Data Mining Sebagai Penentu Persediaan Produk Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Penjualan Sinarmart," *J. Publ. Ilmu Komput. dan Multimed.*, vol. 1, no. 2, pp. 111–122, 2022, doi: 10.55606/jupikom.v1i2.343.
- [2] A. J. P. Sibarani, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 262–276, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.195.
- [3] J. Jafar and N. Rahaningsih, "Menentukan Pola Reservasi Hotel Dengan Algoritma Fp-Growth," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 540–546, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6402.
- [4] B. Anugrah and Andri, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Di Indovaping Palembang," *Bina Darma Conf. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 1, pp. 190–197, 2021.
- [5] F. Achmad, O. Nurdian, and Y. Arie Wijaya, "Analisa Pola Transaksi Pembelian Konsumen Pada Toko Ritel Kesehatan Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 168–175, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6210.
- [6] R. D. Widayanti, A. Suharso, and ..., "Association Rule Pengolahan Data Transaksi Toko Bunga Menggunakan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Untuk Menentukan ...," *JATI (Jurnal Mhs. ...)*, vol. 7, no. 3, pp. 1461–1466, 2023, [Online]. Available: <https://ejournal.itn.ac.id/index.php/jati/article/view/7037%0Ahttps://ejournal.itn.ac.id/index.php/jati/article/download/7037/4093>.
- [7] F. Firmansyah and O. Nurdian, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Frequent Pattern - Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Produk Chemicals," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 547–551, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6371.
- [8] P. Dwi Efranie and N. Rahaningsih, "Implementasi Algoritma Fp-Growth Dalam Penjualan Di Toko Samudra Baut Dan Teknik," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 631–636, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6438.
- [9] P. R. Wulandhari, N. Rahaningsih, I. Ali, and C. L. Rohmat, "Penerapan Metode Asosiasi Untuk Menemukan Pola Transaksi Penjualan Obat Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, 2023.
- [10] S. A. Rahmah, Zulham, and I. Rusydi, "Kajian Literatur Masalah - Masalah Yang Dihadapi Dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth dan Apriori," *Proceeding Semin. Nas. Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 1, pp. 235–240, 2021.