

Machine Learning

Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth untuk Rekomendasi Produk Guna Meningkatkan Penjualan pada Toko (Studi Kasus: Warung Sidorukun)

Beny Kesuma *, Ilka Zufria, Ibnu Rusydi

Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia

INFORMASI ARTIKEL

Diterima Redaksi: 29 Maret 2025
Revisi Akhir: 20 April 2025
Diterbitkan Online: 03 Juni 2025

KATA KUNCI

Implementasi
Apriori
FP-Growth
Rekomendasi
Penjualan

KORESPONDENSI (*)

Phone: -

E-mail: kesumabeny@gmail.com

A B S T R A K

Warung Sidorukun adalah sebuah usaha yang bergerak dalam bidang penjualan. Produk yang dijual sangat banyak, di antaranya sembako, rokok, makanan ringan, minuman, dan lain sebagainya. Masalah yang terjadi adalah Warung Sidorukun tidak mengetahui pola transaksi yang dilakukan pelanggan dalam pembelian produk sehingga sulit dalam menyusun produk pada rak tertentu yang dapat mempermudah pelanggan menemukan produk yang biasa dibeli. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah cara yang dapat membantu Warung Sidorukun dalam melakukan penggalian data dan mengetahui pola transaksi yang dilakukan pelanggan dalam pembelian produk. Penelitian ini membandingkan algoritma apriori dengan FP-Growth untuk memberikan hasil perbandingan terhadap pencarian rekomendasi produk Warung Sidorukun. Aplikasi ini memberikan dua hasil, yaitu Apriori menghasilkan pola pembelian dan FP-Growth menghasilkan pohon keputusan berdasarkan pola yang ditemukan. Kemudian, kedua hasil tersebut dibandingkan sehingga dapat diketahui algoritma yang paling tepat. Dengan adanya penerapan algoritma FP-Growth, Warung Sidorukun mendapatkan kemudahan dalam mengetahui pola transaksi yang dilakukan pelanggan dalam pembelian produk.

PENDAHULUAN

Warung Sidorukun adalah sebuah usaha yang bergerak dalam bidang penjualan. Produk yang dijual sangat banyak diantaranya sembako, rokok, makanan ringan, minuman dan lain sebagainya. Masalah yang terjadi adalah Warung Sidorukun tidak mengetahui pola transaksi yang dilakukan pelanggan dalam pembelian produk sehingga sulit dalam menyusun produk pada rak tertentu yang dapat mempermudah pelanggan menemukan produk yang biasa dibeli. Oleh karena itu dibutuhkan sebuah cara yang dapat membantu Warung Sidorukun dalam melakukan penggalian data dan dapat mengetahui pola transaksi yang dilakukan pelanggan dalam pembelian produk.

Sebagaimana yang tertulis dalam Al-Quran Surah An-Nisa ayat 29 yang berbunyi:

مَنْ كَانَ يُرِيدُ حَرْثَ الْآخِرَةِ نَزِدْ لَهُ فِي حَرْثِهِ وَمَنْ كَانَ يُرِيدُ حَرْثَ الدُّنْيَا نُؤْتِهِ مِنْهَا وَمَا لَهُ فِي الْآخِرَةِ مِنْ نَصِيبٍ

Artinya: “Barang siapa menghendaki keuntungan di akhirat akan Kami tambahkan keuntungan itu baginya dan barang siapa menghendaki keuntungan di dunia Kami berikan kepadanya sebagian darinya (keuntungan dunia), tetapi dia tidak akan mendapat bagian di akhirat.” (QS. Asy-Syura: 20).

Dari ayat 20 surah Asy-Syura keuntungan dari sebuah penjualan pasti diinginkan oleh semua pengusaha. Dengan doa dan usaha yang gigih maka pengusaha pasti mendapatkan keuntungan yang banyak. Oleh karena itu salah satu usaha

selain dari menjual dengan jujur, salah satunya adalah dengan meminimalisir kelebihan persediaan penjualan melalui data mining yang peneliti buat pada penelitian ini.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Rachman (2021) mengenai Penentuan Pola Penjualan Media Edukasi dengan Menggunakan Metode Algoritma Apriori dan FP-Growth, disimpulkan bahwa Apriori dari tahap pemilihan sampai evaluasi berdasarkan data transaksi penjualan media edukasi untuk menentukan pola penjualan menghasilkan 5 pola aturan asosiasi minimum support sebesar 10% dan minimum confidence sebesar 50% menghasilkan nilai confidence tertinggi yaitu 100%, sedangkan algoritme FP-Growth menghasilkan 5 pola aturan asosiasi dengan minimum support count 2 menghasilkan nilai support count tertinggi yaitu 8. Penelitian Rachman menggunakan apriori dan fp-growth untuk penjualan media edukasi, sedangkan penelitian ini menggunakan apriori dan fp-growth untuk menyusun produk pada rak tertentu yang dapat mempermudah pelanggan menemukan produk yang biasa dibeli.

Dari penelitian terdahulu yang menggunakan algoritma Apriori dan FP-Growth untuk mengatasi berbagai masalah penjualan, maka peneliti menggunakan algoritma Apriori dan FP-Growth untuk melakukan penggalian data sehingga dapat mengetahui pola transaksi yang dilakukan pelanggan dalam pembelian produk. Algoritma Apriori termasuk jenis aturan asosiasi pada data mining. Selain apriori, yang termasuk pada golongan ini adalah metode Generalized Rule Induction dan Algoritma Hash Based. Aturan yang menyatakan asosiasi antara beberapa atribut sering disebut affinity analysis atau market basket analysis. [1][2]. FP-Growth merupakan pengembangan dari algoritma Apriori. Sehingga kekurangan dari algoritma Apriori diperbaiki oleh algoritma FP-Growth. Frequent Pattern Growth (FP-Growth) adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent itemset) dalam sebuah kumpulan data. [3][4].

TINJAUAN PUSTAKA

Implementasi

Implementasi sistem analisis rekomendasi produk guna meningkatkan penjualan pada toko akan direalisasikan ke dalam bentuk kode program yang sesuai dengan perencanaan dan perancangan analisis yang telah dijabarkan sebelumnya oleh penulis. Tahap implementasi ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman HTML, PHP, dan basis data MySQL. Sistem didesain sesuai kebutuhan analisis dan dibuat dengan tampilan yang menarik. Menu-menu dari sistem yang akan dibuat disesuaikan dengan tahapan-tahapan yang telah dijabarkan pada prosedur perancangan. [5][6].

Apriori

Algoritma Apriori merupakan algoritma yang sangat terkenal dalam keilmuan data mining guna mengetahui konsep aturan asosiasi untuk digunakan oleh banyak orang pada transaksi dan aplikasi real-time. Data transaksi yang dikumpulkan dari banyaknya transaksi akan digunakan untuk menghasilkan frekuensi itemset yang berhubungan. [7][8]. Algoritma apriori dibagi menjadi beberapa tahap yang disebut narasi. Tahapannya adalah sebagai berikut:

1. Pembentukan kandidat itemset.

Kandidat k-itemset dibentuk dari kombinasi (k-1) itemset yang didapat dari iterasi sebelumnya. Nilai support sebuah item diperoleh dengan rumus berikut.

$$\text{Support } A = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A}{\text{Total Transaksi}} \dots \dots \dots (1)$$

Sedangkan nilai support dari 2 item diperoleh dari rumus 2 berikut.

$$\text{Support } (A, B) = \frac{\Sigma \text{ Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\Sigma \text{ Transaksi}} \dots \dots \dots (2)$$

$$\text{Confidence } P(B | A) = \frac{\Sigma \text{ Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\Sigma \text{ Transaksi Mengandung } A} \dots \dots \dots (3)$$

2. Penghitungan support dari tiap kandidat k-itemset.
Support dari tiap kandidat k-itemset didapatkan dengan men-scan database untuk menghitung jumlah transaksi yang memuat semua item didalam kandidat k-itemset tersebut.
3. Tetapkan pola frekuensi tinggi.
Pola frekuensi tinggi yang memuat k item atau k-itemset ditetapkan dari kandidat k-itemset yang supportnya lebih besar dari minimum support.
4. Bila tidak didapat pola frekuensi tinggi baru, maka seluruh proses dihentikan. [9][10].

Fp-Growth

Frequent Pattern Growth (FP-Growth) adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent itemset) dalam sebuah kumpulan data. FP-Growth menggunakan konsep pembangunan tree dalam pencarian frequent itemset. Hal tersebutlah yang menyebabkan algoritma FP-Growth lebih cepat dari algoritma Apriori. Karakteristik algoritma FP-Growth adalah struktur data yang digunakan berupa tree yang disebut FP-Tree. Dengan menggunakan FP-Tree, algoritma FP-Growth dapat langsung mengekstrak frequent itemset dari FP-Tree. [11][12].

1. Menentukan Minimum Support
2. Menentukan Header Frequent Itemset
3. Membuat FP-Tree
4. Membuat Conditional Pattern berdasarkan FP-Tree
5. Menentukan Frequent Item-set.

Nilai support sebuah item diperoleh dengan rumus berikut:

$$\text{Support A} = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}}{\text{Total Transaksi}} \dots \dots \dots (4)$$

Sedangkan nilai support dari 2 item diperoleh dari rumus 2 berikut.

$$\text{Support (A,B)} = \frac{\Sigma \text{Transaksi Mengandung A dan B}}{\Sigma \text{Transaksi}} \dots \dots \dots (5)$$

$$\text{Confidence P (B | A)} = \frac{\Sigma \text{Transaksi Mengandung A dan B}}{\Sigma \text{Transaksi Mengandung A}} \dots \dots \dots (6)$$

Tahapan-tahapan algoritma sistem dalam proses mining data adalah sebagai berikut:

1. Menentukan nilai *minimum support* dari tiap item
2. Menentukan nilai *minimum support* 2 item set
3. Menentukan nilai *minimum confidence*
4. Pembentukan aturan asosiasi (*association rules*). [13][14].

Rekomendasi

Rekomendasi adalah saran yang diberikan berdasarkan hubungan antar item yang sering muncul bersama dalam suatu dataset. Rekomendasi ini didasarkan pada aturan asosiasi (association rules) yang dihasilkan dari proses analisis pola pembelian atau penggunaan data lainnya. [15][16].

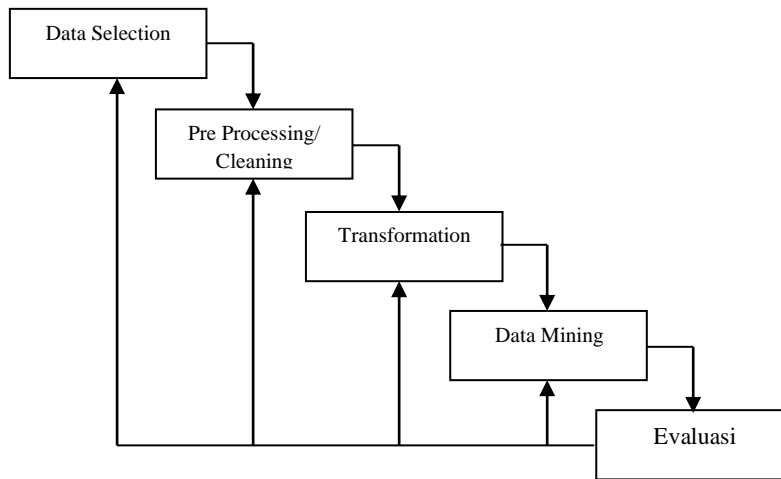
Penjualan

Penjualan adalah aktivitas menjual barang atau jasa kepada pelanggan dengan tujuan memperoleh keuntungan. Proses ini mencakup berbagai aspek, seperti pemasaran, negosiasi, dan transaksi pembayaran. Penjualan dapat dilakukan secara langsung (tatap muka) maupun tidak langsung (online atau melalui perantara). [17][18].

METODOLOGI

Tahapan Penelitian

Rancangan penelitian ini menggunakan tahapan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian *Knowledge Discovery in Databases* (KDD)

1. Data Selection

Pemilihan data dari sekumpulan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalian informasi dalam KDD dimulai. Data hasil seleksi yang akan digunakan untuk proses data mining.

No Transaksi		Tanggal	Dept.	Kode Pel.	Nama Pelanggan	Alamat		
68713/KSR/UTM/0119		01/01/2023		UMUM	UMUM			
<u>No.</u>	<u>Kd. Item</u>	<u>Nama Item</u>		<u>Jml</u>	<u>Satuan</u>	<u>Harga</u>	<u>Pot. %</u>	<u>Total</u>
1	8997021870564	HOT In Cream 120G		1,00	BOTOL	21.000,00	0,00	21.000,00
				1,00				21.000,00
Pot. :	0,00	Pajak :	0,00	Biaya :	0,00	Total Akhir :		21.000,00
68714/KSR/UTM/0119		01/01/2023		UMUM	UMUM			
<u>No.</u>	<u>Kd. Item</u>	<u>Nama Item</u>		<u>Jml</u>	<u>Satuan</u>	<u>Harga</u>	<u>Pot. %</u>	<u>Total</u>
1	8999908678300	Neo Rheumacyl H.Cream110ml		1,00	BOTOL	20.000,00	0,00	20.000,00
				1,00				20.000,00
Pot. :	0,00	Pajak :	0,00	Biaya :	0,00	Total Akhir :		20.000,00
68791/KSR/UTM/0119		01/01/2023		UMUM	UMUM			
<u>No.</u>	<u>Kd. Item</u>	<u>Nama Item</u>		<u>Jml</u>	<u>Satuan</u>	<u>Harga</u>	<u>Pot. %</u>	<u>Total</u>
1	8992994110112	Yakult 5 Pcs		1,00	PCS	9.500,00	0,00	9.500,00
				1,00				9.500,00
Pot. :	0,00	Pajak :	0,00	Biaya :	0,00	Total Akhir :		9.500,00
68715/KSR/UTM/0119		01/01/2023		UMUM	UMUM			
<u>No.</u>	<u>Kd. Item</u>	<u>Nama Item</u>		<u>Jml</u>	<u>Satuan</u>	<u>Harga</u>	<u>Pot. %</u>	<u>Total</u>
1	8999909096004	Sampoerna Mild 16		1,00	PCS	23.000,00	0,00	23.000,00
2	8998866603393	Rapika GM Reff 425MI		1,00	PCS	6.000,00	0,00	6.000,00
				2,00				29.000,00
Pot. :	0,00	Pajak :	0,00	Biaya :	0,00	Total Akhir :		29.000,00

Gambar 2. Data Selection

2. Pre-processing/Cleaning

Proses cleaning mencakup antara lain membuang duplikasi data, memeriksa data yang inkonsisten, dan memperbaiki kesalahan pada data. Hasil pre-processing adalah sebagai berikut:

- a. Tanggal
- b. Item Produk
- c. Jumlah Produk

3. Transformation

Transformation adalah mengubah data kedalam bentuk yang sesuai untuk ditambang. Dari data yang tersaji pada Gambar 2 yaitu data selection maka:

- a. Jika ada transaksi suatu item produk pada tanggal tertentu maka bernilai 1
- b. Jika tidak ada transaksi suatu item produk pada tanggal tertentu maka bernilai 0

Tabel 1. Hasil Transformasi Data

TGL	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	Ia	Ib	Ic	Id	Ie	If	Ig	Ih	Ii	Ij	Ik
1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	1
2	1	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1	1
3	0	0	0	1	0	0	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	1	1	1	0
4	1	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0
5	1	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1
6	1	0	0	1	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	1
7	1	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0
8	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0
9	0	1	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0
10	0	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1	1	1	1	0	0
11	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	1	0	0
13	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0
14	0	0	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1	1	1
15	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1	0	1
16	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0
17	0	1	1	1	0	1	0	1	0	0	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0
18	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
19	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1
20	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	0	1	1	1	1	1	0
21	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	1	0	0
22	0	1	1	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0	1	0	1
23	1	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1
24	0	1	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0
25	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	0	0
26	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0	1	1
27	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1
28	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1	1
29	0	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0	0	1	1	0	1	1	0	1	1
30	1	1	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	0
31	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1
T	14	16	14	17	13	12	15	19	8	18	14	15	18	12	17	16	14	18	18	14

4. Data Mining

Data mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Penelitian ini menggunakan Apriori dan FP-Growth.

a. Apriori

1) Pembentukan Itemset

Pembentukan itemset menggunakan persamaan 1 dan hasilnya disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Support Dari tiap Item

No	Nama Produk	Jumlah	Support
I1	GerySaluut	14	45.16%
I2	Sampoerna	16	51.61%
I3	Nabati	14	45.16%
I4	Torabika Tora Susu	17	54.84%
I5	Indomilk	13	41.94%
I6	GulaPasir	12	38.71%
I7	The Prendjak	15	48.39%
I8	Sunlight	19	61.29%
I9	Rinso	8	25.81%
Ia	Bimoli	18	58.06%
Ib	Royco	14	45.16%

Ic	Soklin	15	48.39%
Id	Pepsodent	18	58.06%
Ie	Walls	12	38.71%
If	Kopi Ginseng Miwon	17	54.84%
Ig	Mancis	16	51.61%
Ih	Roti Roma	14	45.16%
Ii	Bodrek	18	58.06%
Ij	Sunsilk	18	58.06%
Ik	Mamypoko	14	58.06%

2) Kombinasi 2 Itemset

Kombinasi 2 Itemset menggunakan persamaan 2 dan hasilnya disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Kombinasi 2 Itemset

Nama Produk	Jumlah	Support	Confidence
GerySaluut, Sampoerna	6	19.35%	42.86%
GerySaluut, Nabati	7	22.58%	50.00%
GerySaluut, Torabika Tora Susu	8	25.81%	57.14%
GerySaluut, Indomilk	7	22.58%	50.00%
GerySaluut, GulaPasir	5	16.13%	35.71%
GerySaluut, The Prendjak	7	22.58%	50.00%
GerySaluut, Sunlight	10	32.26%	71.43%
GerySaluut, Rinso	4	12.90%	28.57%
GerySaluut, Bimoli	8	25.81%	57.14%
GerySaluut, Royco	6	19.35%	42.86%
GerySaluut, Soklin	7	22.58%	50.00%
GerySaluut, Pepsodent	8	25.81%	57.14%
GerySaluut, Walls	5	16.13%	35.71%
GerySaluut, Kopi Ginseng Miwon	6	19.35%	42.86%
GerySaluut, Mancis	6	19.35%	42.86%
GerySaluut, Roti Roma	5	16.13%	35.71%
GerySaluut, Bodrek	8	25.81%	57.14%
GerySaluut, Sunsilk	10	32.26%	71.43%
GerySaluut, Mamypoko	7	22.58%	50.00%
Sampoerna, Nabati	7	22.58%	43.75%
Sampoerna, Torabika Tora Susu	9	29.03%	56.25%
Sampoerna, Indomilk	6	19.35%	37.50%
Sampoerna, GulaPasir	7	22.58%	43.75%
Sampoerna, The Prendjak	5	16.13%	31.25%
Sampoerna, Sunlight	12	38.71%	75.00%
Sampoerna, Rinso	5	16.13%	31.25%
Sampoerna, Bimoli	10	32.26%	62.50%
Sampoerna, Royco	8	25.81%	50.00%
Sampoerna, Soklin	8	25.81%	50.00%
Sampoerna, Pepsodent	8	25.81%	50.00%
Sampoerna, Walls	6	19.35%	37.50%
Sampoerna, Kopi Ginseng Miwon	10	32.26%	62.50%
Sampoerna, Mancis	8	25.81%	50.00%
Sampoerna, Roti Roma	8	25.81%	50.00%
Sampoerna, Bodrek	9	29.03%	56.25%
Sampoerna, Sunsilk	9	29.03%	56.25%
Sampoerna, Mamypoko	6	19.35%	37.50%
Nabati, Torabika Tora Susu	9	29.03%	64.29%
Nabati, Indomilk	9	29.03%	64.29%
Nabati, GulaPasir	4	12.90%	28.57%
Nabati, The Prendjak	8	25.81%	57.14%
Nabati, Sunlight	9	29.03%	64.29%
Nabati, Rinso	3	9.68%	21.43%
Nabati, Bimoli	9	29.03%	64.29%
Nabati, Royco	7	22.58%	50.00%
Nabati, Soklin	7	22.58%	50.00%
Nabati, Pepsodent	8	25.81%	57.14%
Nabati, Walls	5	16.13%	35.71%
Nabati, Kopi Ginseng Miwon	7	22.58%	50.00%
Nabati, Mancis	6	19.35%	42.86%
Nabati, Roti Roma	5	16.13%	35.71%

Nabati, Bodrek	8	25.81%	57.14%
Nabati, Sunsilk	6	19.35%	42.86%
Nabati, Mamypoko	7	22.58%	50.00%
Torabika Tora Susu, Indomilk	9	29.03%	52.94%
Torabika Tora Susu, GulaPasir	6	19.35%	35.29%
Torabika Tora Susu, The Prendjak	9	29.03%	52.94%
Torabika Tora Susu, Sunlight	12	38.71%	70.59%
Torabika Tora Susu, Rinso	2	6.45%	11.76%
Torabika Tora Susu, Bimoli	11	35.48%	64.71%
Torabika Tora Susu, Royco	8	25.81%	47.06%
Torabika Tora Susu, Soklin	9	29.03%	52.94%
Torabika Tora Susu, Pepsodent	11	35.48%	64.71%
Torabika Tora Susu, Walls	6	19.35%	35.29%
Torabika Tora Susu, Kopi Ginseng Miwon	11	35.48%	64.71%
Torabika Tora Susu, Mancis	9	29.03%	52.94%
Torabika Tora Susu, Roti Roma	9	29.03%	52.94%
Torabika Tora Susu, Bodrek	8	25.81%	47.06%
Torabika Tora Susu, Sunsilk	12	38.71%	70.59%
Torabika Tora Susu, Mamypoko	10	32.26%	58.82%
Indomilk, GulaPasir	4	12.90%	30.77%
Indomilk, The Prendjak	9	29.03%	69.23%
Indomilk, Sunlight	8	25.81%	61.54%
Indomilk, Rinso	2	6.45%	15.38%
Indomilk, Bimoli	8	25.81%	61.54%
Indomilk, Royco	7	22.58%	53.85%
Indomilk, Soklin	5	16.13%	38.46%
Indomilk, Pepsodent	8	25.81%	61.54%
Indomilk, Walls	6	19.35%	46.15%
Indomilk, Kopi Ginseng Miwon	7	22.58%	53.85%
Indomilk, Mancis	7	22.58%	53.85%
Indomilk, Roti Roma	6	19.35%	46.15%
Indomilk, Bodrek	9	29.03%	69.23%
Indomilk, Sunsilk	8	25.81%	61.54%
Indomilk, Mamypoko	7	22.58%	53.85%
GulaPasir, The Prendjak	6	19.35%	50.00%
GulaPasir, Sunlight	8	25.81%	66.67%
GulaPasir, Rinso	2	6.45%	16.67%
GulaPasir, Bimoli	7	22.58%	58.33%
GulaPasir, Royco	3	9.68%	25.00%
GulaPasir, Soklin	7	22.58%	58.33%
GulaPasir, Pepsodent	7	22.58%	58.33%
GulaPasir, Walls	4	12.90%	33.33%
GulaPasir, Kopi Ginseng Miwon	5	16.13%	41.67%
GulaPasir, Mancis	10	32.26%	83.33%
GulaPasir, Roti Roma	6	19.35%	50.00%
GulaPasir, Bodrek	8	25.81%	66.67%
GulaPasir, Sunsilk	7	22.58%	58.33%
GulaPasir, Mamypoko	4	12.90%	33.33%
TehPrendjak, Sunlight	8	25.81%	53.33%
TehPrendjak, Rinso	6	19.35%	40.00%
TehPrendjak, Bimoli	9	29.03%	60.00%
TehPrendjak, Royco	5	16.13%	33.33%
TehPrendjak, Soklin	8	25.81%	53.33%
TehPrendjak, Pepsodent	8	25.81%	53.33%
TehPrendjak, Walls	6	19.35%	40.00%
TehPrendjak, Kopi Ginseng Miwon	8	25.81%	53.33%
TehPrendjak, Mancis	9	29.03%	60.00%
TehPrendjak, Roti Roma	8	25.81%	53.33%
TehPrendjak, Bodrek	10	32.26%	66.67%
TehPrendjak, Sunsilk	10	32.26%	66.67%
TehPrendjak, Mamypoko	7	22.58%	46.67%
Sunlight, Rinso	6	19.35%	31.58%
Sunlight, Bimoli	12	38.71%	63.16%
Sunlight, Royco	8	25.81%	42.11%
Sunlight, Soklin	10	32.26%	52.63%
Sunlight, Pepsodent	10	32.26%	52.63%

Sunlight, Walls	7	22.58%	36.84%
Sunlight, Kopi Ginseng Miwon	9	29.03%	47.37%
Sunlight, Mancis	11	35.48%	57.89%
Sunlight, Roti Roma	11	35.48%	57.89%
Sunlight, Bodrek	10	32.26%	52.63%
Sunlight, Sunsilk	11	35.48%	57.89%
Sunlight, Mamypoko	7	22.58%	36.84%
Rinso, Bimoli	4	12.90%	50.00%
Rinso, Royco	3	9.68%	37.50%
Rinso, Soklin	2	6.45%	25.00%
Rinso, Pepsodent	3	9.68%	37.50%
Rinso, Walls	2	6.45%	25.00%
Rinso, Kopi Ginseng Miwon	4	12.90%	50.00%
Rinso, Mancis	4	12.90%	50.00%
Rinso, Roti Roma	5	16.13%	62.50%
Rinso, Bodrek	6	19.35%	75.00%
Rinso, Sunsilk	5	16.13%	62.50%
Rinso, Mamypoko	3	9.68%	37.50%
Bimoli, Royco	9	29.03%	50.00%
Bimoli, Soklin	10	32.26%	55.56%
Bimoli, Pepsodent	12	38.71%	66.67%
Bimoli, Walls	7	22.58%	38.89%
Bimoli, Kopi Ginseng Miwon	10	32.26%	55.56%
Bimoli, Mancis	9	29.03%	50.00%
Bimoli, Roti Roma	6	19.35%	33.33%
Bimoli, Bodrek	11	35.48%	61.11%
Bimoli, Sunsilk	10	32.26%	55.56%
Bimoli, Mamypoko	11	35.48%	61.11%
Royco, Soklin	7	22.58%	50.00%
Royco, Pepsodent	9	29.03%	64.29%
Royco, Walls	4	12.90%	28.57%
Royco, Kopi Ginseng Miwon	9	29.03%	64.29%
Royco, Mancis	5	16.13%	35.71%
Royco, Roti Roma	6	19.35%	42.86%
Royco, Bodrek	8	25.81%	57.14%
Royco, Sunsilk	7	22.58%	50.00%
Royco, Mamypoko	9	29.03%	64.29%
Soklin, Pepsodent	8	25.81%	53.33%
Soklin, Walls	5	16.13%	33.33%
Soklin, Kopi Ginseng Miwon	9	29.03%	60.00%
Soklin, Mancis	8	25.81%	53.33%
Soklin, Roti Roma	8	25.81%	53.33%
Soklin, Bodrek	9	29.03%	60.00%
Soklin, Sunsilk	8	25.81%	53.33%
Soklin, Mamypoko	5	16.13%	33.33%
Pepsodent, Walls	7	22.58%	38.89%
Pepsodent, Kopi Ginseng Miwon	10	32.26%	55.56%
Pepsodent, Mancis	10	32.26%	55.56%
Pepsodent, Roti Roma	6	19.35%	33.33%
Pepsodent, Bodrek	8	25.81%	44.44%
Pepsodent, Sunsilk	10	32.26%	55.56%
Pepsodent, Mamypoko	9	29.03%	50.00%
Walls, Kopi Ginseng Miwon	6	19.35%	50.00%
Walls, Mancis	6	19.35%	50.00%
Walls, Roti Roma	4	12.90%	33.33%
Walls, Bodrek	6	19.35%	50.00%
Walls, Sunsilk	6	19.35%	50.00%
Walls, Mamypoko	6	19.35%	50.00%
Kopi Ginseng Miwon, Mancis	8	25.81%	47.06%
Kopi Ginseng Miwon, Roti Roma	10	32.26%	58.82%
Kopi Ginseng Miwon, Bodrek	12	38.71%	70.59%
Kopi Ginseng Miwon, Sunsilk	10	32.26%	58.82%
Kopi Ginseng Miwon, Mamypoko	8	25.81%	47.06%
Mancis, Roti Roma	9	29.03%	56.25%
Mancis, Bodrek	11	35.48%	68.75%
Mancis, Sunsilk	10	32.26%	62.50%

Mancis, Mamypoko	5	16.13%	31.25%
Roti Roma, Bodrek	10	32.26%	71.43%
Roti Roma, Sunsilk	8	25.81%	57.14%
Roti Roma, Mamypoko	4	12.90%	28.57%
Bodrek, Sunsilk	10	32.26%	55.56%
Bodrek, Mamypoko	8	25.81%	44.44%
Sunsilk, Mamypoko	9	29.03%	50.00%

3) Pembentukan Aturan Asosiasi

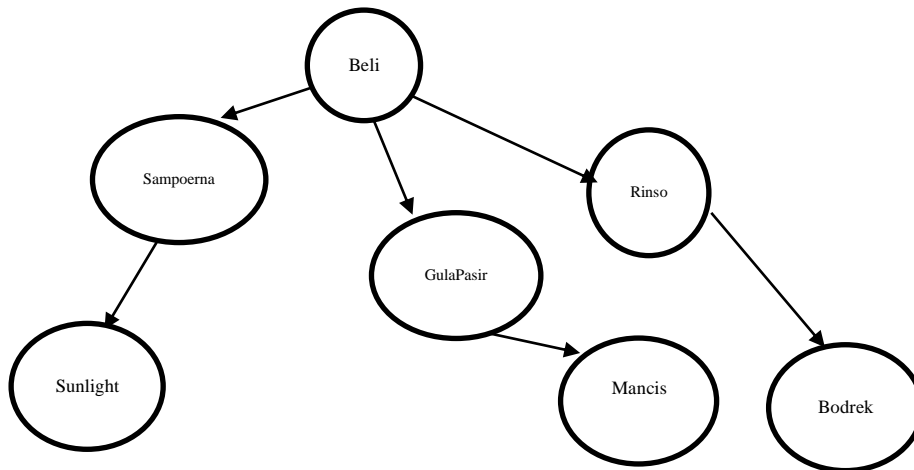
Pembentukan aturan asosiasi diambil dengan nilai confidence $\geq 75\%$ dan hasilnya disajikan pada Tabel 3.

Tabel 4. Aturan Asosiasi

Nama Produk	Jumlah	Support	Confidence
Sampoerna, Sunlight	12	38.71%	75.00%
GulaPasir, Mancis	10	32.26%	83.33%
Rinso, Bodrek	6	19.35%	75.00%

b. FP-Growth

Hasil dari FP-Growth mengikuti tahapan apriori dan selanjutnya membentuk pohon keputusan akhir sehingga dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Hasil FP-Growth

5. Evaluasi

Pola informasi yang dihasilkan dari proses data mining perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Dari hasil perhitungan Algoritma Apriori dan FP-Growth maka diperoleh hasil:

Jika membeli Sampoerna maka membeli Sunlight

Jika membeli Gula Pasir maka membeli Mancis

Jika membeli Rinso maka membeli Bodrek

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian ini diperoleh dari pemrograman *web* dan dimulai dari mengolah data produk untuk menemukan pola hasil prediksi dan disajikan pada Gambar 4.

Silahkan Kelola Data			
tambah	kode_produk	nama_produk	keterangan
hapus ubah	1	Gery Saluut	Biscuit
hapus ubah	2	Sampoerna	Rokok
hapus ubah	3	Nabati	Makanan
hapus ubah	4	Torabika Tora Susu	Minuman
hapus ubah	5	Indomilk	Susu
hapus ubah	6	Gula Pasir	Gula
hapus ubah	7	Teh Prendjak	Teh
hapus ubah	8	Sunlight	Sabun
hapus ubah	9	Rinso	Deterjen
hapus ubah	10	Bimoli	Minyak
hapus ubah	11	Royco	Penyedap
hapus ubah	12	Soklin	Pewangi
hapus ubah	13	Peppodent	Pasta Gigi
hapus ubah	14	Walls	Ice Cream
hapus ubah	15	Kopi Ginseng Miwon	Kopi
hapus ubah	16	Mancis	Mancis
hapus ubah	17	Roti Roma	Roti
hapus ubah	18	Bodrek	Obat
hapus ubah	19	Sunsilk	Sampo
hapus ubah	20	Mamypoko	pempers

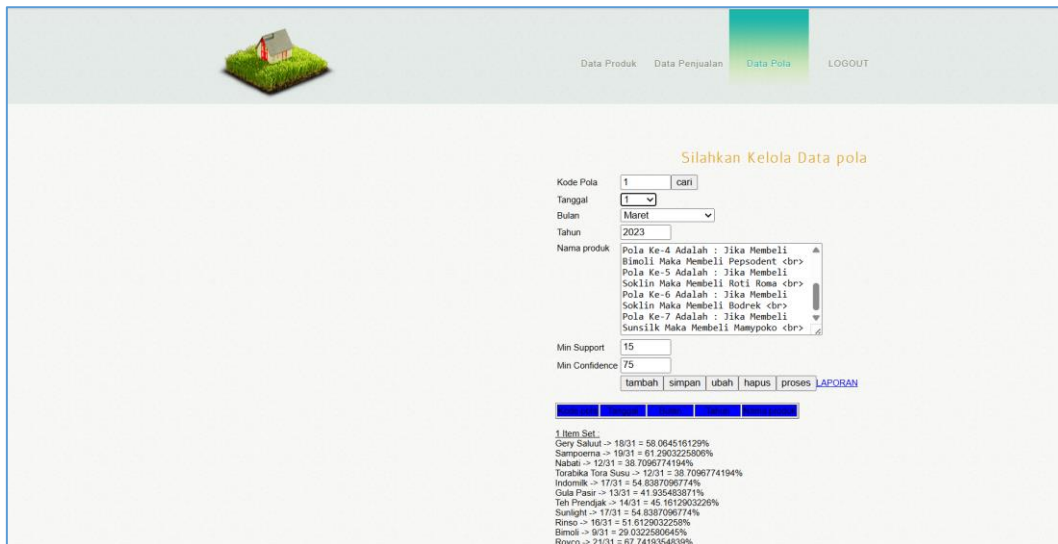
Gambar 4. Data Produk

Gambar 4 merupakan data produk yang sudah dimasukkan berdasarkan data yang diperoleh dari tempat riset, kemudian dari data produk ini akan terkait dengan data penjualan seperti yang disajikan pada Gambar 5.

Silahkan Kelola Data						
tambah	kode_penjualan	tanggal	bulan	tahun	nama_produk	jumlah
hapus ubah	1	1	Januari	2023	Nabati	1
hapus ubah	2	1	Januari	2023	Torabika Tora Susu	1
hapus ubah	3	1	Januari	2023	Teh Prendjak	1
hapus ubah	4	1	Januari	2023	Soklin	1
hapus ubah	5	1	Januari	2023	Walls	1
hapus ubah	6	1	Januari	2023	Kopi Ginseng Miwon	1
hapus ubah	7	1	Januari	2023	Mamypoko	1
hapus ubah	8	2	Januari	2023	Gery Saluut	1
hapus ubah	9	2	Januari	2023	Sampoerna	1
hapus ubah	10	2	Januari	2023	Torabika Tora Susu	1
hapus ubah	11	2	Januari	2023	Gula Pasir	1
hapus ubah	12	2	Januari	2023	Sunlight	1
hapus ubah	13	2	Januari	2023	Bimoli	1
hapus ubah	14	2	Januari	2023	Soklin	1
hapus ubah	15	2	Januari	2023	Walls	1
hapus ubah	16	2	Januari	2023	Bodrek	1
hapus ubah	17	2	Januari	2023	Sunsilk	1
hapus ubah	18	2	Januari	2023	Mamypoko	1
hapus ubah	19	3	Januari	2023	Torabika Tora Susu	1
hapus ubah	20	3	Januari	2023	Teh Prendjak	1
hapus ubah	21	3	Januari	2023	Sunlight	1
hapus ubah	22	3	Januari	2023	Rinso	1

Gambar 5. Data Penjualan

Gambar 5 merupakan data penjualan yang sudah dimasukkan berdasarkan data yang diperoleh dari tempat riset, kemudian dari data penjualan ini digunakan sebagai dasar melakukan mencari hasil rekomendasi menggunakan algoritma apriori dan FP-Growth dan hasilnya disajikan pada pada Gambar 6.



Gambar 6. Rekomendasi Produk

Dari Gambar 6 Rekomendasi Produk telah diperoleh hasil yang sama dengan tahapan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) bagian evaluasi yaitu:

Jika membeli Sampoerna maka membeli Sunlight

Jika membeli Gula Pasir maka membeli Mancis

Jika membeli Rinso maka membeli Bodrek

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Dengan menerapkan data mining menggunakan algoritma apriori dan FP-Growth sehingga menghasilkan pola berdasarkan hasil perhitungan maka Warung Sidorukun dapat menyusun produk pada rak tertentu. Hasil perbandingan terlihat pada hasil apriori yang berupa tabel pola dan FP-Growth yang berupa pohon keputusan. Dengan menggunakan pemrograman web yaitu HTML, PHP, Javascript dan CSS serta menggunakan basis data MySQL maka dapat menghasilkan aplikasi implementasi algoritma apriori dan FP-Growth untuk rekomendasi produk guna meningkatkan penjualan pada Warung Sidorukun.

Saran

Sebaiknya penelitian ini dapat juga mencari pola tingkah laku konsumen. Sebaiknya penelitian ini dapat menguji dengan tools yang tersedia yaitu rapidminer. Sebaiknya penelitian ini menggunakan periode yang lebih sedikit sehingga lebih mudah mendapatkan keakuratan perhitungan antara teori dan praktek.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Permana, R. A., Arsi, P., & Subarkah, P. (2024). Penerapan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk Spare Part Mobil. *Journal of Technology and Informatics (JoTI)*, 6(1), 8-16.
- [2] Noviyanti, A. E., & Juanita, S. (2024). Rekomendasi Paket Pakaian Berdasarkan Pola Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori. *SISFOTENIKA*, 14(2), 129-139.
- [3] Rafly, D., Insani, R., & Dzulkarnain, A. (2024). Penerapan FP-Growth untuk Menentukan Rekomendasi Produk pada Kogu Coffee Shop Malang. *INTEGGER: Journal of Information Technology*, 9(1)..
- [4] Prasetyo, F., & Hasugian, H. (2024). Analisis pola pembelian produk makanan menggunakan algoritma FP-Growth untuk strategi penjualan. *IDEALIS: InDonEsiA journal Information System*, 7(1), 11-20.
- [5] Putra, J. C. A., & Sipayung, E. M. (2024). Implementasi Apriori Pada Penjualan Barang Dengan Metode Asosiasi Untuk Strategi Marketing. *Jurnal Algoritma, Logika Dan Komputasi*, 7(1).

- [6] Anggraini, T. A., Pranata, A., & Setiawan, D. (2024). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menganalisa Pola Penjualan Untuk Meningkatkan Pendapatan. *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, 3(2), 90-100.
- [7] Mangunsong, A. R., Sihombing, V., & Munthe, I. R. (2024). Pengembangan Sistem Rekomendasi Produk Berdasarkan Pola Pembelian dengan Pendekatan Algoritma Apriori. *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi (JIKOMSI)*, 7(1), 82-86..
- [8] Hibnastiar, N. A., Setiawan, A. F., & Susanto, E. H. (2025). Penerapan Algoritma Apriori dalam Menentukan Rekomendasi Paket Produk: Implementation of Apriori Algorithm for Product Bundle Recommendations. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 5(1), 321-331.
- [9] Muhandhis, I., & Ramadhani, M. Z. (2024). Penerapan Algoritma Apriori Untuk Rekomendasi Produk Pada Situs Penjualan Toko ABC. *Journal of System Engineering and Technological Innovation*, 3(02), 263-271.
- [10] Allalaby, F. K., Slamet, S., & Sagirani, T. (2025, January). Pengembangan Aplikasi Penjualan Busana Muslim Berbasis Web dengan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk. In *Prosiding Seminar Implementasi Teknologi Informasi dan Komunikasi* (Vol. 4, No. 1, pp. 78-87).
- [11] UNAN, H. D. A. (2024). Implementasi Algoritma Fp-Growth Untuk Rekomendasi Produk Di Toko Lm Mart. *Julia: Jurnal Ilmu Komputer An Nuur*, 4(1), 1-12.
- [12] Ali, S. S., & Afiana, F. N. (2025). Penerapan Rekomendasi Algoritma Fp-Growth Untuk Tren Penjualan Pada Toko Sanwikarta. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 10(2), 1010-1021.
- [13] Lisyana, Z., Rahaningsih, N., & Ali, I. (2024). Implementasi Algoritma Fp-Growth Untuk Rekomendasi Penjualan Atk Berdasarkan Pola Pembelian Di Cv. Dapas Rancaekkek. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 1457-1461..
- [14] Suryani, J. T., Rahaningsih, N., & Dana, R. D. (2024). Penerapan Asosiasi Untuk Menganalisa Penjualan Barang Menggunakan Algoritma Fp-Growth. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(3), 3435-3440..
- [15] Rahmah, A. (2024). Segmentasi Pelanggan Menggunakan Fuzzy C-Means dan FP-Growth Berdasarkan Model LRFM untuk Rekomendasi Produk. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 7.
- [16] Sechuti, M. H., Via, Y. V., & Maulana, H. (2024). Analisa Hasil Performansi Algoritma Apriori dan FP-Growth dalam Rekomendasi Kombinasi Menu. *Kesatria: Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer dan Manajemen)*, 5(2), 746-754.
- [17] Kharomiyah, K., Rahaningsih, N., & Dana, R. D. (2024). Analisis Keterkaitan Penjualan Obat melalui Penerapan Algoritma FP-Growth guna Optimalisasi Strategi Pemasaran. *Jurnal SAINTIKOM (Jurnal Sains Manajemen Informatika dan Komputer)*, 23(1), 57-67.
- [18] Puspitasari, D., Yanuarti, R., & Ayun, Q. (2024). Implementasi Market Basket Analysis (MBA) Menggunakan Algoritma FP-Growth Dalam Transaksi Penjualan. *Jurnal Smart Teknologi*, 5(5), 677-684.