

Analisis Rekomendasi Penjualan Produk Frozen Food Dengan Menerapkan Algoritma FP-Growth (Studi Kasus: Kym Frozen)

Angelina Eka Septiani Br Situmorang¹, Margaretha Yohanna², Harlen Gilbert Manullang³
^{1,2,3}Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Methodist Indonesia

Info Artikel

Histori Artikel:

Received, Nov 8, 2025

Revised, Nov 18, 2025

Accepted, Nov 26, 2025

Keywords:

Rekomendasi,
Penjualan,
Produk,
Frozen Food,
FP-Growth

ABSTRAK

Produk *frozen food* menjadi pilihan populer di kalangan konsumen karena kepraktisannya, daya tahan yang lama, serta kemudahan dalam penyimpanan dan penggunaan. Kym Frozen, sebagai salah satu pelaku usaha di bidang ini, menghadapi tantangan dalam memahami pola pembelian konsumen akibat data transaksi yang besar dan kompleks. Kurangnya analisis terhadap data tersebut menyebabkan strategi pemasaran menjadi kurang efektif. Untuk mengatasi permasalahan ini, penelitian ini menerapkan algoritma *FP-Growth* guna mengidentifikasi asosiasi produk yang sering dibeli bersamaan oleh konsumen. Nilai minimal *support* ditetapkan sebesar 10% agar pola yang dianalisis merupakan kombinasi produk yang benar-benar sering muncul dan relevan secara bisnis, sedangkan nilai minimal *confidence* sebesar 5% digunakan sebagai batas toleransi kesalahan yang umum diterima dalam analisis statistik, sehingga aturan yang dihasilkan tetap memiliki tingkat kepercayaan yang layak untuk rekomendasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *FP-Growth* berhasil menemukan pola keterkaitan antar produk, seperti kombinasi Lumpia Udang dan Sosis Ayam yang memiliki nilai *confidence* tertinggi sebesar 15,80%. Sementara itu, kombinasi produk dengan nilai *confidence* terendah sebesar 5,30% juga dapat dimanfaatkan dalam strategi *upselling* dan penawaran *bundling*. Temuan ini diharapkan dapat membantu Kym Frozen dalam menyusun strategi promosi dan rekomendasi produk yang lebih tepat sasaran, sehingga meningkatkan efektivitas penjualan dan kepuasan pelanggan.

This is an open access article under the [CC BY-SA](#) license.



Penulis Koresponden:

Angelina Eka Septiani Br Situmorang
Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Methodist Indonesia, Medan,
Jl. Hang Tuah No.8, Medan - Sumatera Utara.
Email: angelina@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Produk *frozen food* menjadi pilihan konsumen karena kepraktisannya, daya tahan yang lebih lama, serta kemudahan dalam penyimpanan dan penggunaan. Industri *frozen food* terus berkembang pesat seiring dengan meningkatnya permintaan konsumen. Hal ini menyebabkan pelaku usaha *frozen food*, seperti Kym Frozen, menghadapi tantangan untuk terus memenuhi kebutuhan konsumen dan meningkatkan daya saing di pasar. Dalam upaya memaksimalkan potensi penjualan, diperlukan suatu strategi yang efektif dalam memahami preferensi dan kecenderungan pembelian konsumen sehingga Kym Frozen dapat menawarkan produk yang relevan dan diminati.

Masalah yang sering dihadapi oleh Kym Frozen adalah ketidakmampuan dalam menganalisis data transaksi penjualan secara efektif. Data transaksi yang dimiliki seringkali bersifat kompleks dan

berjumlah besar, sehingga sulit untuk menemukan kecenderungan pembelian yang berulang atau produk-produk yang sering dibeli bersamaan. Tanpa pemahaman yang mendalam tentang kecenderungan pembelian, Kym Frozen mungkin kehilangan kesempatan untuk meningkatkan penjualan melalui rekomendasi produk yang tepat bagi konsumen. Tanpa adanya analisis yang tepat, strategi pemasaran yang diterapkan tidak akan memberikan hasil maksimal.

Sebagai solusi, *data mining* dapat dimanfaatkan untuk melakukan analisis terhadap data penjualan yang ada. *Data mining* merupakan pendekatan yang dilakukan untuk mendapatkan *knowledge* baru dari tumpukan data berukuran besar [1]. Salah satu metode yang sesuai untuk mengidentifikasi kecenderungan pembelian adalah algoritma *FP-Growth*. Metode *Frequent Pattern-Growth (FP-Growth)* adalah salah satu teknik yang digunakan untuk menentukan hubungan keterkaitan antar produk dengan menggunakan struktur data dalam *tree* yang disebut *FP-Tree* [2].

Algoritma *FP-Growth* mampu menemukan asosiasi antar produk yang sering dibeli bersama, sehingga Kym Frozen dapat merekomendasikan produk-produk yang sesuai dengan preferensi konsumen. Dengan adanya penerapan algoritma *FP-Growth*, Kym Frozen dapat memahami lebih baik kecenderungan konsumsi pelanggannya dan memberikan rekomendasi produk yang lebih relevan. Penelitian terdahulu telah membuktikan efektivitas algoritma *FP-Growth* dalam analisis data transaksi dan penerapan *market basket analysis*. Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa *FP-Growth* memiliki kecepatan dan efisiensi yang baik dalam mengidentifikasi *itemset* yang sering muncul bersama dalam suatu transaksi [3].

Berdasarkan hasil analisis, Kym Frozen dapat menyusun rekomendasi produk yang relevan untuk ditawarkan kepada konsumen serta pengambilan keputusan strategis Kym Frozen, khususnya dalam hal promosi dan penyusunan paket penjualan yang lebih menarik. Variabel yang digunakan meliputi transaksi penjualan (berisi daftar produk yang dibeli), produk *frozen food* (item yang dianalisis), *frequent itemset* (kombinasi produk yang sering muncul bersama), serta nilai *support* dan *confidence* (digunakan untuk menentukan kekuatan hubungan antar produk dalam kecenderungan pembelian). Hasil dari penelitian diharapkan dapat membantu Kym Frozen meningkatkan efisiensi strategi penjualan dan menarik lebih banyak konsumen melalui rekomendasi produk yang lebih sesuai dengan preferensi pembelian mereka

2. METODE PENELITIAN

2.1 Data Mining

Data mining adalah suatu istilah yang digunakan untuk menguraikan penemuan pengetahuan didalam *database* [4]. *Data mining* merupakan suatu proses kegiatan yang meliputi pengumpulan dan pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan pola maupun hubungan dalam suatu set data berukuran besar[5]. *Data mining* yang mengoptimasi proses pencarian informasi prediksi dalam basis data yang besar [6]. *Data mining* juga didefinisikan sebagai proses menemukan pola dalam data, dimana pola yang didapat harus memiliki beberapa keuntungan [7].

2.2 FP-Growth

Metode *FP-Growth* merupakan pengembangan dari metode Apriori, sehingga kekurangan dari metode Apriori diperbaiki oleh metode *FP-Growth* [8]. Metode *FP-Growth* mempresentasikan rekap pinjaman dengan menggunakan struktur data *FP-Tree*. *FP-growth* adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data [9]. Karakteristik metode *FP-Growth* adalah struktur data yang disebut dengan *FP-Tree*. Dengan menggunakan *FP-Tree*, metode *FP-growth* dapat langsung mengekstrak *frequent Itemset* dari *FP-Tree* [10][11].

Proses pencarian *association rules* terbagi menjadi dua tahap yaitu analisis pola frekuensi tinggi dan pembentukan aturan asosiasi [3].

1. Persiapan data

Sebelum memulai perhitungan *FP-Growth*, terlebih dahulu menyiapkan data yang akan dihitung asosiasinya. Persiapan data dilakukan dengan konsep *knowledge discovery in database (KDD)*. Beberapa tahap dari proses *KDD* adalah [12]:

a. *Data Cleaning*

Proses ini dapat menghapus transaksi yang hanya memiliki 1 dan 2 item.

b. *Data Selection*

Salah satu tahapan seleksi dilakukan dengan menghapus produk yang memiliki frekuensi kemunculan yang rendah atau memiliki nilai *support* dibawah nilai minimal yang ditentukan peneliti. Adapun rumus nilai *support* berdasarkan frekuensi seperti berikut:

$$\text{Support}(X) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } X}{\text{Total transaksi}} \times 100 \quad (1)$$

2. *Analisis frequent itemset.*

Adapun rumus mencari *support* frekuensi masing-masing item:

$$\text{Support}(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A}{\text{Total transaksi}} \times 100 \quad (2)$$

a. *Pencarian Kombinasi Frequent Item*

Ukuran ini menentukan apakah suatu *itemset* layak untuk dicari *confidence* pada tahapan selanjutnya [13], [14]. Adapun rumus *support* seperti berikut:

$$\text{Support}(A, B) = P(A \cap B) \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A \cap B}{\text{Total transaksi}} \times 100 \quad (3)$$

b. *Pembangunan FP-Tree*

Pembangunan *FP-tree* tidak memiliki rumus karena bukan hitungan matematis. Pembangunan *FP-tree* diawali dengan pembangunan *tree* pada setiap *itemset*.

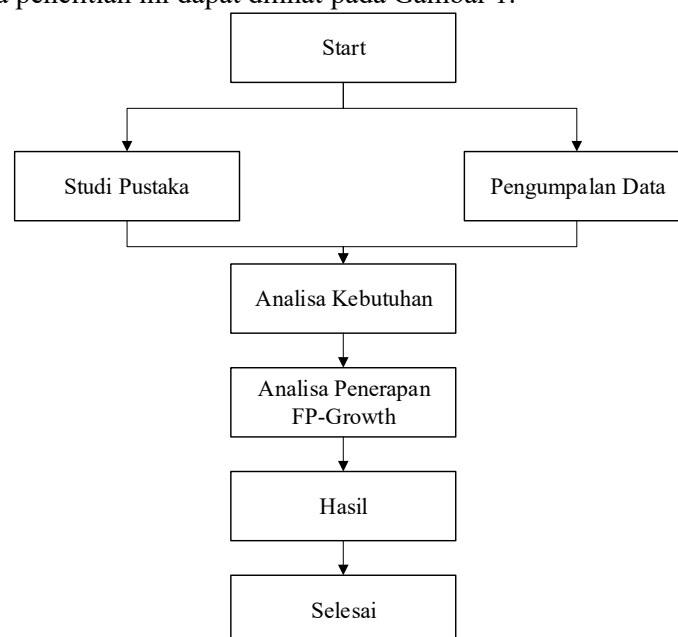
c. *Pembentukan Conditional Pattern Base*

Conditional Pattern Base tidak memiliki rumus karena mencari data berdasarkan merupakan himpunan jalur *prefix* (*prefix paths*) yang berkontribusi terhadap suatu item tertentu dalam *FP-Tree*. [11]. Adapun rumus *confidence* sebagai berikut:

$$\text{Confidence}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A \cap B}{\text{Total transaksi}} \times 100 \quad (4)$$

2.3 Framework Penelitian

Framework penelitian dalam penelitian ini bertujuan untuk mendeskripsikan seluruh tahapan kegiatan yang dilakukan selama penelitian agar sesuai dengan tujuan yang telah ditetapkan. Kerangka kerja pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

2.4 Teknik Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari transaksi penjualan di Kym Frozen. Data ini mencakup informasi terkait ID transaksi, daftar produk yang dibeli, serta jumlah item yang dibeli dalam setiap transaksi. Metode pengumpulan data yang dilakukan meliputi:

1. Wawancara dengan pihak Kym Frozen didapatkan permasalahan saat ini belum adanya rekomendasi penjualan produk *frozen food*. Pada wawancara juga didapatkan sample data transaksi produk *frozen food*.
2. Observasi terhadap sistem transaksi yang digunakan di Kym Frozen untuk memahami pencatatan data transaksi.

Jumlah data yang dikumpulkan dalam bentuk *excel* terhitung data transaksi pembelian produk *frozen food* seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Kumpulan Transaksi Pembelian Produk *Frozen Food*

ID Transaksi	Tanggal Transaksi	Produk Terbeli
TRX1	11/1/2024	Katsu Ayam, Martabak Mini, Pastel Frozen, Siomay Udang
TRX2	11/1/2024	Kentang Goreng, Pastel Frozen, Martabak Mini, Pempek Kapal Selam
TRX3	11/1/2024	Ebi Furai, Cireng Isi, Katsu Ikan
TRX4	11/1/2024	Martabak Mini, Ayam Potong Frozen
TRX5	11/2/2024	Ayam Potong Frozen, Risol Mayo
TRX6	11/2/2024	Katsu Ayam, Dimsum Udang, Sosis Sapi, Risol Mayo
TRX7	11/2/2024	Corn Dog, Dimsum Udang, Bakso Sapi
TRX8	11/3/2024	Roti Maryam, Siomay Ayam, Otak-Otak Ikan, Daging Burger, Pempek Kapal Selam
TRX9	11/4/2024	Tempura Udang, Sosis Sapi, Kaki Naga, Siomay Ayam
TRX10	11/4/2024	Risol Mayo
TRX11	11/4/2024	Dimsum Ayam, Daging Burger, Lumpia Udang, Siomay Udang
...	...	...
TRX300	2/1/2025	Risol Mayo, Daging Slice

2.5 Penerapan Metode FP-Growth

Implementasi FP-Growth adalah langkah untuk melakukan hitungan manual menggunakan data yang telah disiapkan pada Tabel 1. Nilai *support* diambil dari persentase kombinasi produk yang sering muncul bersama, dengan batas minimal 10% agar hanya pola signifikan yang dianalisis. *Confidence* minimal 5% digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan antar produk yang direkomendasikan adapun referensi yang digunakan dari analisi penelitian [15].

2.5.1 Persiapan Data

Persiapan data dilakukan dengan data *cleaning* dan *selection* yang merupakan proses untuk melakukan pembersihan data dan seleksi data.

2.5.1.1 Proses Data Cleaning

Tujuan dari data *cleaning* dan *selection* adalah untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis bersih, akurat, dan relevan. Proses data *cleaning* pada penelitian ini dilakukan untuk menghapus data transaksi yang hanya memiliki 1 dan 2 item produk pada Tabel 1. Misalnya pada Tabel 1, transaksi ke 10 (Risol Mayo) dan transaksi ke 12 (Lumpia Udang) hanya memiliki satu (1) item produk yang dibeli, maka pada penelitian ini akan menghapus data transaksi tersebut. Begitu juga untuk transaksi yang hanya memiliki dua (2) item produk. Adapun hasil data *cleaning* penghapusan data transaksi dengan 1 dan 2 item terbeli seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Data *Cleaning* Transaksi Penjualan

TID	Item Produk
1	Katsu Ayam, Martabak Mini, Pastel Frozen, Siomay Udang
2	Kentang Goreng, Pastel Frozen, Martabak Mini, Pempek Kapal Selam
3	Ebi Furai, Cireng Isi, Katsu Ikan
4	Katsu Ayam, Dimsum Udang, Sosis Sapi, Risol Mayo
5	Corn Dog, Dimsum Udang, Bakso Sapi
6	Roti Maryam, Siomay Ayam, Otak-Otak Ikan, Daging Burger, Pempek Kapal Selam
7	Tempura Udang, Sosis Sapi, Kaki Naga, Siomay Ayam
8	Dimsum Ayam, Daging Burger, Lumpia Udang, Siomay Udang
9	Bakso Ayam, Dimsum Udang, Cireng Isi, Siomay Udang, Sosis Sapi
10	Lumpia Udang, Corn Dog, Siomay Udang, Ebi Furai, Pastel Frozen
...	...
173	Siomay Udang, Tempura Udang, Corn Dog, Cireng Isi, Pempek Kapal Selam
174	Kaki Naga, Cireng Isi, Kentang Goreng, Katsu Ikan

Berdasarkan data *cleaning* dengan penghapusan data transaksi dengan 1 dan 2 item terbeli, tersisa 174 transaksi data penjualan.

2.5.1.2 Proses Data Selection

Sementara itu, data *selection* bertujuan untuk memilih data transaksi yang sesuai dengan kebutuhan penelitian yaitu data dengan nilai *support* $\geq 10\%$. Proses seleksi data berdasarkan nilai *support* seperti pada rumus (1). Adapun proses perhitungan *support* adalah mencari frekuensi kemunculan dari setiap produk dan diurutkan dari frekuensi terbesar hingga terkecil.

$$\text{Support (Sosis Ayam)} = \frac{27}{174} \times 100\% = 15.52\%$$

Pencarian nilai *support* adalah untuk menilai jumlah frekuensi kemunculan item setiap produk pada data transaksi. Misalnya pada Tabel 1 hasil *cleaning*, data produk Sosis Ayam muncul sebanyak 27 kali didalam seluruh transaksi, maka untuk nilai *support* total kemunculan Sosis Ayam (27) dibagi dengan total Transaksi (174), begitu juga untuk produk yang lain. Adapun hasil keseluruhan item produk dari perhitungan seleksi *support* $\geq 10\%$ seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Data Seleksi Transaksi Penjualan

No	Item Produk	Frekuensi	Min <i>Support</i> 10%	Keterangan
1	Sosis Ayam	27	15.52	Dipakai
2	Kaki Naga	26	14.94	Dipakai
3	Dimsum Ayam	22	12.64	Dipakai

No	Item Produk	Frekuensi	Min <i>Support</i> 10%	Keterangan
4	Cireng Isi	26	14.94	Dipakai
5	Pastel Frozen	25	14.37	Dipakai
6	Ayam Potong Frozen	26	14.94	Dipakai
7	Tempura Udang	23	13.22	Dipakai
8	Dimsum Udang	22	12.64	Dipakai
9	Kebab Frozen	20	11.49	Dipakai
...	...	...	...	...
34	Roti Maryam	12	6.90	Dihapus

Total keseluruhan item sebelum diseleksi sebanyak 34 item produk.

Berdasarkan pada tahap data seleksi, terdapat 16 item produk yang layak digunakan dalam proses pencarian hubungan keterkaitan pembelian produk *frozen food* pada KYM *Frozen*. Produk yang tidak layak digunakan akan dihapus dari dataset pada Tabel 1 hasil *cleaning*. Adapun data keseluruhan yang akan digunakan dalam proses pencarian hubungan keterkaitan produk pembelian pada KYM *Frozen* seperti pada Tabel 4.

Tabel 4. Data Penjualan Hasil *Cleaning* dan *Selection*

TID	Item Produk
1	Pastel Frozen, Siomay Udang
2	Kentang Goreng, Pastel Frozen
3	Dimsum Udang, Risol Mayo
4	Tempura Udang, Kaki Naga, Siomay Ayam
5	Dimsum Ayam, Lumpia Udang, Siomay Udang
6	Dimsum Udang, Cireng Isi, Siomay Udang
7	Lumpia Udang, Siomay Udang, Pastel Frozen
8	Sosis Ayam, Pempek Lenjer, Lumpia Udang
9	Dimsum Udang, Pastel Frozen
10	Kebab Frozen, Tempura Udang, Kaki Naga, Siomay Udang
...	...
132	Siomay Udang, Tempura Udang, Cireng Isi
133	Kaki Naga, Cireng Isi, Kentang Goreng

Berdasarkan pada Tabel 4, dari hasil *cleaning* dan *selection*, didapatkan sebanyak 133 data transaksi yang layak untuk digunakan dalam proses pencarian hubungan keterkaitan produk pembelian pada KYM *Frozen*.

2.5.2 Analisis Frequent Itemset

Sebelum pembentukan kombinasi *frequent itemset*, terlebih dahulu mencari nilai support masing-masing item produk dengan rumus (2). Adapun *Frequent Itemset* berdasarkan data pada Tabel 4.3 dapat dilihat seperti pada Tabel 5.

Tabel 5. *Frequent Itemset*

No	Item Produk	Kode Produk	Frekuensi	<i>Support</i> 1 Item %
1	Sosis Ayam	SA	27	20.30
2	Kaki Naga	KN	26	19.55
3	Dimsum Ayam	DA	22	16.54
4	Cireng Isi	CI	26	19.55
5	Pastel Frozen	PF	25	18.80
6	Ayam Potong Frozen	APF	26	19.55

No	Item Produk	Kode Produk	Frekuensi	Support 1 Item %
7	Tempura Udang	TU	23	17.29
8	Dimsum Udang	DU	22	16.54
9	Kebab Frozen	KF	20	15.04
10	Risol Mayo	RM	21	15.79
11	Siomay Udang	SU	23	17.29
12	Siomay Ayam	SIA	19	14.29
13	Lumpia Udang	LU	20	15.04
14	Kentang Goreng	KG	20	15.04
15	Pempek Lenjer	PL	19	14.29
16	Nugget Ayam	NA	18	13.53

2.5.2.1 Pencarian Kombinasi *Frequent Item*

Adapun rumus *support* dalam mencari Kombinasi *Frequent Item* seperti rumus (3).

$$\text{Support (Sosis Ayam, Ayam Potong Frozen)} = \frac{1}{133} \times 100 \% = 0.75\%$$

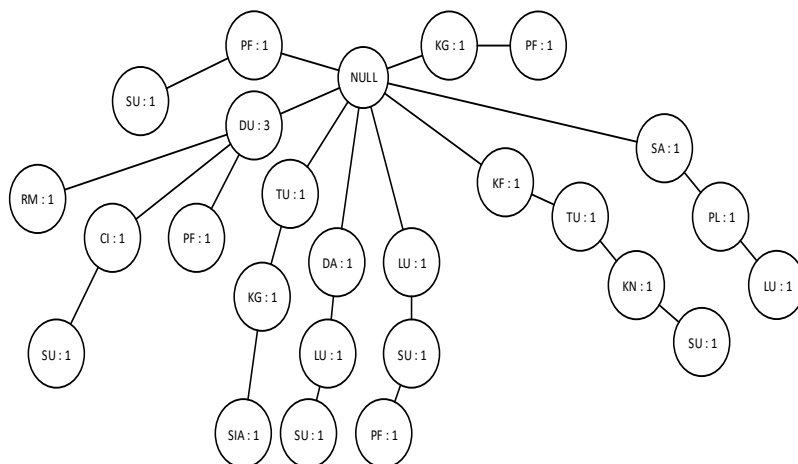
Pencarian nilai *support* kombinasi adalah untuk menilai jumlah frekuensi kemunculan kombinasi item produk pada data transaksi. Misalnya pada Tabel 4.3 hasil seleksi, data produk Sosis Ayam dan Ayam Potong Frozen muncul secara bersamaan dibeli sebanyak 1 kali didalam seluruh transaksi, maka untuk nilai *support* total kemunculan produk Sosis Ayam dan Ayam Potong Frozen (1) dibagi dengan total Transaksi (133), begitu juga untuk kombinasi produk yang lain. Berdasarkan dari pencarian *support* kombinasi *frequent itemset* berikut adalah hasil keseluruhan perhitungan seperti pada Tabel 6.

Tabel 6. *Support* Kombinasi *Frequent Itemset*

No	Pasangan Produk	Support Kombinasi
1	Sosis Ayam, Ayam Potong Frozen	0.75
2	Sosis Ayam, Dimsum Udang	2.26
3	Sosis Ayam, Kaki Naga	3.01
4	Sosis Ayam, Kaki Naga, Pastel Frozen	0.75
5	Sosis Ayam, Kebab Frozen	1.5
6	Sosis Ayam, Kentang Goreng	0.75
7	Sosis Ayam, Nugget Ayam	3.01
8	Sosis Ayam, Nugget Ayam, Kaki Naga	0.75
9	Sosis Ayam, Nugget Ayam, Kebab Frozen	0.75
10	Sosis Ayam, Pastel Frozen	3.76
...	...	...
256	Nugget Ayam, Sosis Ayam, Risol Mayo	0.75
257	Nugget Ayam, Sosis Ayam, Risol Mayo, Kebab Frozen	0.75

2.5.2.2 Pembentukan *FP-Tree*

Pembangunan *FP-tree* diawali dengan pembangunan *tree* pada setiap *itemset* pada transaksi pada Tabel 4. Nama produk diganti menjadi kode produk agar memudahkan.



Gambar 2. FP-Tree Pembacaan TID 10

Dalam penelitian ini, pembangunan FP-Tree dilakukan hanya sampai transaksi ke-10 (TID 10) dari total 133 transaksi. Hal ini disebabkan oleh tingginya kompleksitas dan waktu yang dibutuhkan dalam proses pembentukan FP-Tree secara manual. Semakin banyak transaksi, semakin banyak pula kombinasi item dan jalur yang harus dianalisis, sehingga rentan terjadi kesalahan perhitungan. Oleh karena itu, 10 transaksi dianggap cukup untuk merepresentasikan proses tahapan pembentukan FP-Tree.

2.5.2.3 Pembentukan *Conditional Pattern Base*

Conditional Pattern Base adalah item yang muncul sebelum item target dalam transaksi dan Frekuensi dari jalur tersebut. Berdasarkan dari pembentukan FP-Tree berikut adalah hasil *Conditional Pattern Base* seperti pada Tabel 7.

Tabel 7. *Conditional Pattern Base*

No	Product	Conditional Pattern Base
1	Pastel Frozen	('Sosis Ayam', 2), ('Dimsum Ayam', 2), ('Siomay Udang', 1), ('Kentang Goreng', 1), ('Siomay Udang', 'Lumpia Udang', 1), ('Dimsum Udang', 1), ('Kentang Goreng', 'Risol Mayo', 'Kaki Naga', 1), ('Lumpia Udang', 'Cireng Isi', 1), ('Siomay Udang', 'Siomay Ayam', 'Nugget Ayam', 1), ('Risol Mayo', 'Dimsum Ayam', 1), ('Risol Mayo', 'Kaki Naga', 1), ('Tempura Udang', 'Sosis Ayam', 1), ('Siomay Udang', 'Tempura Udang', 'Cireng Isi', 1), ('Kaki Naga', 1), ('Tempura Udang', 'Kaki Naga', 1), ('Siomay Ayam', 1), ('Siomay Ayam', 'Sosis Ayam', 1), ('Tempura Udang', 'Dimsum Ayam', 1), ('Ayam Potong Frozen', 1), ('Kaki Naga', 'Sosis Ayam', 1), ('Kentang Goreng', 'Kebab Frozen', 1), ('Siomay Udang', 'Risol Mayo', 1), ('Dimsum Udang', 'Tempura Udang', 'Ayam Potong Frozen', 1)
...	...	...

No	Product	Conditional Pattern Base
16	Nugget Ayam	('Kaki Naga', 'Pempek Lenjer', 'Sosis Ayam', 1), ('Pastel Frozen', 'Siomay Udang', 'Siomay Ayam', 1), ('Kentang Goreng', 'Tempura Udang', 1), ('Sosis Ayam', 1), ('Dimsum Udang', 1), ('Dimsum Ayam', 'Sosis Ayam', 1), ('Kaki Naga', 'Siomay Ayam', 1), ('Risol Mayo', 'Dimsum Ayam', 'Lumpia Udang', 1), ('Kebab Frozen', 'Ayam Potong Frozen', 1), ('Kentang Goreng', 1), ('Pempek Lenjer', 'Cireng Isi', 1), ('Siomay Ayam', 2), ('Dimsum Udang', 'Dimsum Ayam', 1), ('Risol Mayo', 'Kebab Frozen', 'Sosis Ayam', 1), ('Kentang Goreng', 'Dimsum Udang', 'Kaki Naga', 1), ('Lumpia Udang', 1), ('Siomay Udang', 'Dimsum Udang', 'Ayam Potong Frozen', 1)

2.5.3 Pembentukan Association Rules

Berdasarkan dari tabel *conditional pattern base*, selanjutnya melakukan pembentukan *association rules* dengan mencari nilai *confidence* dari setiap kombinasi item. Adapun rumus dari mencari nilai *confidence* seperti rumus (4).

$$\text{Confidence (Pastel Frozen} \rightarrow \text{'Sosis Ayam'}) = \frac{2}{25} \times 100 = 8\%$$

Pencarian nilai *confidence* berdasarkan dari tabel 4.6 *conditional pattern base*. Misalnya pada Pastel Frozen untuk baris pertama *conditional pattern base* disandingkan dengan Sosis Ayam sebanyak 2 kali kemunculan, maka untuk nilai *confidence* kemunculan produk Pastel Frozen dan Sosis Ayam (2) dibagi dengan total kemunculan Pastel Frozen (25) pada Tabel 5, begitu juga untuk kombinasi produk yang lain. Proses yang sama dilakukan hingga *conditional pattern base* akhir. Berdasarkan pada perhitungan, pada penelitian ini mengambil nilai minimum *Confidence* $\geq 5\%$ berdasarkan referensi [15], sehingga item yang memiliki nilai *Confidence* dibawah 5% tidak akan dimasukkan kedalam *rules*. Berikut adalah item yang memenuhi minimum *Confidence* $\geq 5\%$ Seperti pada tabel 8.

Tabel 8. Nilai *Confidence* Kombinasi Itemset

No	Produk Asal	Produk Rekomendasi	Confidence
1	Pastel Frozen	Sosis Ayam	8.00%
2	Pastel Frozen	Dimsum Ayam	8.00%
3	Kentang Goreng	Tempura Udang	10.00%
4	Risol Mayo	Tempura Udang	9.50%
5	Tempura Udang	Risol Mayo	8.70%
6	Tempura Udang	Kentang Goreng	8.70%
7	Kaki Naga	Ayam Potong Frozen	7.70%
8	Kaki Naga	Cireng Isi	7.70%
9	Kaki Naga	Kebab Frozen	7.70%
10	Siomay Ayam	Siomay Udang, Tempura Udang, Kaki Naga	5.30%
...	...	...	...
66	Nugget Ayam	Siomay Udang, Dimsum Udang, Ayam Potong Frozen	5.60%

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pengujian Sistem

Tampilan *Association Rules* adalah informasi aturan asosiasi dari hasil pencarian nilai *confidence*. Tampilanya terlihat pada Gambar 3:

Association rules

Rekomendasi Produk & Strategi Promosi

#	Produk Asal	Produk Rekomendasi	Confidence	Keterangan
0	Pastel Frozen	Sosis Ayam	8.0%	Jika pelanggan membeli Pastel Frozen, rekomendasikan Sosis Ayam
1	Pastel Frozen	Dimsum Ayam	8.0%	Jika pelanggan membeli Pastel Frozen, rekomendasikan Dimsum Ayam
2	Kentang Goreng	Tempura Udang	10.0%	Jika pelanggan membeli Kentang Goreng, rekomendasikan Tempura Udang
3	Risol Mayo	Tempura Udang	9.5%	Jika pelanggan membeli Risol Mayo, rekomendasikan Tempura Udang
4	Tempura Udang	Risol Mayo	8.7%	Jika pelanggan membeli Tempura Udang, rekomendasikan Risol Mayo
5	Tempura Udang	Kentang Goreng	8.7%	Jika pelanggan membeli Tempura Udang, rekomendasikan Kentang Goreng
6	Kaki Naga	Ayam Potong Frozen	7.7%	Jika pelanggan membeli Kaki Naga, rekomendasikan Ayam Potong Frozen
7	Kaki Naga	Cireng Isi	7.7%	Jika pelanggan membeli Kaki Naga, rekomendasikan Cireng Isi
8	Kaki Naga	Kebab Frozen	7.7%	Jika pelanggan membeli Kaki Naga, rekomendasikan Kebab Frozen

Gambar 3. Tampilan *Association Rules*

3.2 Pembahasan

Berdasarkan pada Tabel 8, dari hasil hitungan manual maka terbentuk asosiasi *rule* sebanyak 66 dimana nilai *confidencenya* $\geq 5\%$ seperti berikut:

1. Jika pelanggan membeli Pastel Frozen, rekomendasikan Sosis Ayam dengan nilai *confidence* 8.00%
2. Jika pelanggan membeli Pastel Frozen, rekomendasikan Dimsum Ayam dengan nilai *confidence* 8.00%
3. Jika pelanggan membeli Kentang Goreng, rekomendasikan Tempura Udang dengan nilai *confidence* 10.00%
4. Jika pelanggan membeli Risol Mayo, rekomendasikan Tempura Udang dengan nilai *confidence* 9.50%
5. Jika pelanggan membeli Tempura Udang, rekomendasikan Risol Mayo dengan nilai *confidence* 8.70%
6. Jika pelanggan membeli Tempura Udang, rekomendasikan Kentang Goreng dengan nilai *confidence* 8.70%
7. Jika pelanggan membeli Kaki Naga, rekomendasikan Ayam Potong Frozen dengan nilai *confidence* 7.70%
8. Jika pelanggan membeli Kaki Naga, rekomendasikan Cireng Isi dengan nilai *confidence* 7.70%
9. Jika pelanggan membeli Kaki Naga, rekomendasikan Kebab Frozen dengan nilai *confidence* 7.70%
10. Jika pelanggan membeli Siomay Ayam, rekomendasikan Siomay Udang, Tempura Udang, Kaki Naga dengan nilai *confidence* 5.30%
- ...
66. Jika pelanggan membeli Nugget Ayam, rekomendasikan Siomay Udang, Dimsum Udang, Ayam Potong Frozen dengan nilai *confidence* 5.60%

4. KESIMPULAN

Penelitian ini dapat disimpulkan bahwa algoritma FP-Growth berhasil mengungkap hubungan produk yang sering dibeli bersama dengan ketentuan nilai minimal *support* 10% dan *confidence* 5%. Lumpia Udang dan Sosis Ayam, terutama ketika dikaitkan dengan Pempek Lenjer dan Sosis Ayam itu sendiri. Kombinasi ini menunjukkan nilai *confidence* tertinggi masing-masing sebesar (15.80%), menandakan adanya kecenderungan kuat konsumen untuk membeli produk-produk tersebut secara

bersamaan. Di sisi lain, produk-produk dengan nilai *confidence* terendah sebesar (5.30%) muncul dalam banyak kombinasi, terutama yang melibatkan Siomay Ayam dengan kombinasi Tempura Udang, Kaki Naga, Cireng Isi, Dimsum Ayam, Pastel Frozen, Ayam Potong Frozen dan Nugget Ayam. Dari hasil tersebut, memungkinkan pihak KYM *Frozen* untuk memprediksi perilaku pelanggan dan menyusun strategi penjualan berbasis data. Berdasarkan dari hasil pembentukan asosiasi dengan data yang digunakan, didapati penjualan dengan produk yang jarang muncul dan memiliki *confidence* rendah untuk membuat rekomendasi seperti tambahan (*upselling*) dan mengurangi stok lama melalui paket promo oleh pihak KYM Frozen Food.

REFERENSI

- [1] D. Fitriana, S. Dwiasnati, H. H. H., and K. A. Baihaqi, "Penerapan Metode Machine Learning untuk Prediksi Nasabah Potensial menggunakan Algoritma Klasifikasi Naïve Bayes," *Fakt. Exacta*, vol. 14, no. 2, p. 92, 2021, doi: 10.30998/faktorexacta.v14i2.9297.
- [2] A. Afisyah, H. Winata, and Y. H. Syahputra, "Implementasi Data Mining Dengan Metode Fp-Growth Untuk Strategi Promosi Pada Toko Cool Kids Plaza Medan Fair," *J. Cyber Tech*, 2021.
- [3] E. Munanda and S. Monalisa, "PENERAPAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN UNTUK PENENTUAN TATALETAK," vol. 7, no. 2, pp. 173–184, 2021.
- [4] H. Steven Simanjuntak, I. M. Sarkis, H. G. Simanullang, and H. Artikel, "Penerapan Data Mining Penjualan Sparepart Kendaraan Menggunakan Algoritma Apriori Pada PT. MPM," *Methotika J. Ilm. Tek. Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 41–49, 2023.
- [5] A. P. Silalahi and H. G. Simanullang, *DECISSION TREE DAN PENERAPANNYA*. 2025.
- [6] M. Sitepu, M. Yohanna, and S. V. B. H. Manurung, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Linkaja Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier," *METHOMIKA J. Manaj. Inform. dan Komputerisasi Akunt.*, vol. 8, no. 1, pp. 44–50, 2024, doi: 10.46880/jmika.vol8no1.pp44-50.
- [7] S. Indah, F. G. N. Larosa, and Y. Y. P. Rumapea, "Penerapan Data Mining Menggunakan Metode K-Means Untuk Penentuan Reward Pelanggan Studi Kasus: Ud. Penyubur Tani," *METHOMIKA J. Manaj. Inform. dan Komputerisasi Akunt.*, vol. 7, no. 2, pp. 201–207, 2023, doi: 10.46880/jmika.vol7no2.pp201-207.
- [8] Nurlalah, "Implementasi Data Mining Analisis Terhadap Data Penjualan Produk Herbal Dengan Metode Algoritma Apriori dan Fp Growth," *Jl. Jatiwaringin*, vol. 3, no. 1, p. 8005722, 2023.
- [9] M. Tahir and N. Sitompul, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Dalam Menentukan Kecenderungan Mahasiswa Mengambil Mata Kuliah Pilihan," *Netw. Eng. Res. Oper.*, vol. 6, no. 1, p. 59, 2021, doi: 10.21107/nero.v6i1.216.
- [10] P. W. Rahayu, *Buku Ajar Data Mining*. Jambi: PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2024.
- [11] N. Wulandari *et al.*, "Market Basket Analysis Dalam Penentuan Paket Produk Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *Jika*, vol. ISSN, no. april, pp. 2722–2713, 2022.
- [12] N. Khasanah, A. Salim, N. Afni, R. Komarudin, and Y. I. Maulana, "Prediksi Kelulusan Mahasiswa Dengan Metode Naive Bayes," vol. 13, no. 3, pp. 207–214, 2022.
- [13] A. F. Nizaela F, T. Susyanto, and R. T. Vlandari, "Implementasi Algoritma Apriori pada Tata Letak Kategori Buku di Perpustakaan," *J. Ilm. SINUS*, vol. 20, no. 1, p. 23, 2022, doi: 10.30646/sinus.v20i1.566.
- [14] Y. Astuti and H. Novitasari, "Algoritma Apriori sebagai Penentu Pola Penjualan Produk Jeans," *J. Ilm. Edutic Pendidik. dan Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 20–28, 2022, doi: 10.21107/edutic.v9i1.7416.
- [15] M. Yudho Ardianto and S. Adinugroho, "Penentuan Tata Letak Produk menggunakan Algoritma FP-Growth pada Toko ATK," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 9, pp. 3826–3832, 2021.