

Penerapan Data Mining Untuk Menentukan Bahan Roti Menggunakan Algoritma FP-Growth

Janie Permatasari¹, Budanis Dwi Meilani^{2*}

^{1,2}Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya

*Penulis Korespondensi : budanis@itats.ac.id

ABSTRACT

Raw material inventory plays a vital role in bakery management, directly impacting the production process, product quality, and customer satisfaction. Inefficient inventory management can lead to material waste or stock shortages, disrupting production. This study applies the FP-Growth algorithm to sales transaction data to identify significant sales patterns and enhance bakery operations. The findings indicate that higher minimum support and confidence values result in fewer generated rules due to stricter criteria, whereas a larger dataset produces more rules. Additionally, tests on monthly transaction data revealed an average minimum support value of 13.66%. In conclusion, the FP-Growth algorithm can optimize raw material inventory control, improve operational efficiency, and support more informed decision-making in bakery businesses.

Article History

Received : 17-03-2025

Revised : 27-03-2025

Accepted : 06-05-2025

Key words

*FP-Growth,
Inventory control,
Bakery,
Data mining.*

ABSTRAK

Persediaan bahan baku merupakan elemen penting dalam pengelolaan toko roti karena berpengaruh pada produksi, kualitas produk, dan kepuasan pelanggan. Pengelolaan yang kurang optimal dapat menyebabkan pemborosan bahan baku atau kekurangan stok yang menghambat produksi. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma *FP-Growth* pada data transaksi penjualan untuk menemukan pola penjualan yang relevan dan mendukung operasional toko roti. Hasil penelitian menunjukkan bahwa semakin besar nilai *minimum support* dan *minimum confidence*, semakin sedikit *rule* yang dihasilkan karena kriteria menjadi lebih ketat. Sebaliknya, semakin banyak data yang digunakan menghasilkan lebih banyak *rule*, sementara itu pengujian yang dilakukan pada data transaksi bulanan menghasilkan rata-rata nilai *minimum support* sebesar 13,66%. Implementasi algoritma *FP-Growth* ini dapat membantu mengoptimalkan pengendalian persediaan bahan baku, meningkatkan operasional, dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik dalam bisnis toko roti.

PENDAHULUAN

Persediaan bahan baku memegang peran penting dalam manajemen toko roti karena memengaruhi biaya produksi, waktu produksi, dan kepuasan pelanggan. Ketidakseimbangan persediaan bahan dapat menyebabkan pemborosan atau kurang bahan baku yang menghambat produksi. Ketersediaan bahan baku yang tidak dikelola dengan baik dapat mengakibatkan produksi roti tidak teratur, sehingga menyulitkan toko roti untuk memenuhi permintaan pelanggan secara optimal. Hal ini berpotensi menurunkan kepuasan pelanggan dengan menurunkan loyalitas terhadap toko roti.

Saat ini, data transaksi penjualan terus meningkat setiap harinya, namun belum dimanfaatkan secara optimal dalam manajemen persediaan. Data ini hanya disimpan begitu saja tanpa dianalisa lebih lanjut untuk memberikan wawasan strategi bagi toko roti. Dengan mengelola data transaksi, toko roti dapat mengidentifikasi tren penjualan, memperkirakan kebutuhan bahan baku, dan mengoptimalkan produksi untuk menghindari pemborosan maupun kekurangan.

Penggunaan metode algoritma *FP-Growth* pernah diterapkan pada penelitian yang telah dilakukan oleh Lista, Ferry, dan Siti pada penelitian yang berjudul “Implementasi Algoritma FP-Growth Untuk Menganalisis Pola Penjualan Kue Pada Toko Dapur Bunda”. Pada penelitian ini menunjukkan bahwa hasil pola penjualan kue dengan algoritma *FP-Growth* dari data transaksi penjualan toko Dapur Bunda pada tahun 2023, dengan menerapkan min support 20% dan min confidence 60% aturan asosiasi yang terbentuk yaitu 8 pola. Aturan asosiasi tersebut dapat direkomendasikan kepada toko Dapur Bunda untuk persediaan kue[1].

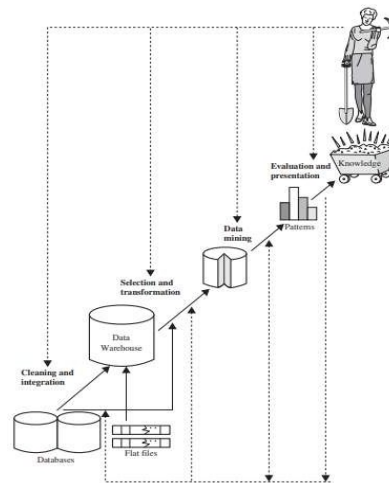
Salah satu metode yang dapat diterapkan dalam manajemen persediaan bahan baku adalah data *mining*, khususnya algoritma *FP-Growth*. Algoritma *FP-Growth* ini digunakan untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan berdasarkan data transaksi penjualan, sehingga membantu pengambilan keputusan dalam mengelola persediaan[2]. Sehingga, dapat memaksimalkan pelayanan kepada pelanggan, memperlancar operasional bisnis, dan mempercepat penjualan tanpa harus melakukan pemesanan terlebih dahulu.

TINJAUAN PUSTAKA

Data Mining

Data *mining* telah dikenal sejak tahun 1990-an dan digunakan dalam berbagai bidang seperti bisnis, sains, kedokteran, dan kehidupan sehari-hari. Data *mining* merupakan proses menemukan pola dan pengetahuan dari kumpulan data besar, termasuk *database*, data *warehouse*, *web repository*, atau yang dialirkan ke dalam sistem dinamis [3][4].

Data *mining* juga sering disebut sebagai *Knowledge Discovery in Database* (KDD). Aspek penting yang menjadi ciri khas proses KDD adalah bahwa proses ini dibagi menjadi beberapa tahap[5].



Gambar 1 Proses *Data Mining*

1. Data *cleaning*, proses yang melibatkan identifikasi, koreksi, dan penyelesaian masalah atau kesalahan dalam dataset.
2. Data *integritas*, proses menggabungkan data dari berbagai sumber yang data digunakan untuk analisis atau pemrosesan lebih lanjut.
3. Data *selection*, proses memilih data yang relevan dari kumpulan data.
4. Data *transformasi*, proses mengubah dan menggabungkan data ke dalam format yang sesuai.
5. Data *mining*, proses penggalian dan pengambilan informasi yang berguna menggunakan algoritma tertentu.
6. *Pattern evaluation*, proses data mining disajikan atau ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti.
7. *Knowledge presentation*, mempresentasikan pengetahuan yang ditemukan kepada pengguna akhir.

Asosiasi

Asosiasi sering disebut dengan analisis keranjang pasar (*market basket analysis*). Proses ini menganalisis kebiasaan pembelian pelanggan dengan menemukan hubungan antara berbagai item yang ditempatkan pelanggan di dalam keranjang belanjanya penemuan asosiasi tersebut membantu pengembangan strategi pemasaran dengan mendapatkan wawasan tentang hal item sering dibeli bersamaan oleh pelanggan[6]

Asosiasi mempunyai dua komponen utama, yaitu LHS (*Left Hand Side*) dan RHS (*Right Hand Side*), di mana jika item dalam LHS dibeli, Maka kemungkinan besar item dalam RHS juga dibeli. Dua pengukuran penting untuk sebuah asosiasi adalah *support* dan *confidence* [7][8].

1. **Support** : Mengukur seberapa sering kombinasi item muncul dalam dataset terhadap total item dalam dataset.

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ itemset\ A}{Jumlah\ total\ transaksi} \quad (1)$$

$$Support(A, B) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ itemset\ A\ dan\ B}{Jumlah\ total\ transaksi} \quad (2)$$

2. **Confidence** : Mengukur seberapa sering item B dibeli jika item A dibeli.
- 3.

$$Confidence(A, B) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ itemset\ A\ dan\ B}{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ itemset\ A} \quad (3)$$

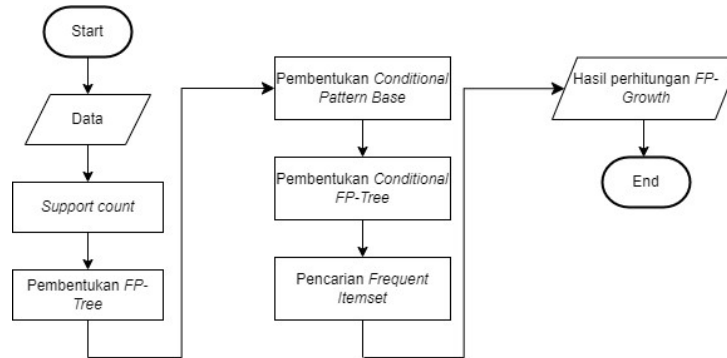
Algoritma FP-Growth

Algoritma *FP-Growth* merupakan perkembangan dari algoritma Apriori. Algoritma *FP-Growth* adalah salah satu metode *association rule mining*. Algoritma *FP-Growth* menggunakan konsep pembangunan *Tree* dalam pencarian *itemset*.

Tahap pertama algoritma *FP-Growth* adalah menghitung satu set item berdasarkan jumlah kemunculan item di dalam kumpulan data. Setelah proses perhitungan selesai, struktur *tree* dibuat pada tahap kedua. *Tree* ini awalnya kosong dan kemudian diisi dengan hasil set data yang diperoleh sebelumnya. Struktur *Tree* untuk mencari set item yang besar dapat diperoleh dengan cepat dengan diurutkan secara menurun pada frekuensi yang ada dalam dataset. Item yang tidak memenuhi batasan minimum akan dikeluarkan dari dataset[2].

METODE

Dalam proses implementasi algoritma *FP-Growth*, terdapat beberapa langkah yang harus dilakukan, yang ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. flowchart algoritma FP-Growth

Selama implementasi algoritma *FP-Growth*, ada beberapa langkah yang harus dilakukan. Langkah pertama yang dilakukan yaitu menginputkan data yang akan digunakan dalam proses tersebut. Data yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Data Penjualan Roti

Hari	Tanggal	Waktu	Item
Sabtu	1/1/2022	10:07:57	Roti coklat meses, Roti Pizza
		10:13:03	Roti coklat meses, Roti keju, Roti sosis
		10:16:55	Ciffon classic, Roti keju, Muffin
		10:19:12	Ciffon classic. Roti keju, Roti coklat meses, Roti abon
.....			
Jumat	7/1/2022	8:29:32	Roti coklat meses, Mini tart, Donat keju, Roti sosis
		8:32:12	Roti sosis, Ciffon classic
		8:36:10	Roti coklat meses, Donat keju, Mini tart, Roti isi ayam, Pandan roll iris
		8:42:16	Roti coklat, Roti sosis

Setelah data diinput, kemudian melakukan inisialisasi pada item untuk mempermudah pengerjaan. Langkah selanjutnya melakukan filter terhadap item yang memiliki nilai *minimum support*, dimisalkan *minimum support* = 10% maka $30 \times 10\% = 3$ maka *minimum supportnya* = 3 transaksi.

Tabel 2 Transaksi yang disesuaikan dengan Frequent List

TID	Item	Inisial	Filter Inisial
1	Roti coklat meses, Roti Pizza	CM, RP	CM, RP
2	Roti coklat meses, Roti keju, Roti sosis	CM, K, S	CM, S, K
3	Ciffon classic, Roti keju, Muffin	CC, K, M	K, CC
4	Ciffon classic. Roti keju, Roti coklat meses, Roti abon	CC, K, CM, A	CM, A, K, CC
.....			
27	Roti coklat meses, Mini tart, Donat keju, Roti sosis	CM, MT, DK, S	CM, S, DK, MT
28	Roti sosis, Ciffon classic	S, CC	S, CC
29	Roti coklat meses, Donat keju, Mini tart, Roti isi ayam, Pandan roll iris	CM, DK, MT, IA, PR	CM, IA, DK, MT
30	Roti coklat, Roti sosis	CM, S	CM, S

Tabel 3 Conditional Pattern Base

Item	Conditional Pattern Base
MT	{RCM, RA, CL : 1}, {RCM, RS, DK : 1}, {RCM, RIA, DK : 1}
DK	{RCM, S : 2}, {RCM : 1}, {RCM, RIA : 1}
RIA	{RA : 1}, {RCM : 1}, {RS : 1}
RP	{RCM : 3}
CL	{RCM, RA : 1}, {RCM, RK, RA : 1}, {RCM, RS, RK, P : 1}
P	{RCM : 1}, {RCM, RS, RK : 1}, {RS : 1}
CC	{RK : 1}, {RCM, RK, RA : 1}, {RS, RK : 1}, {RS : 1}
RA	{RCM : 1}, {RCM, RK : 2}, {RCM, RS, RK : 1}, {RCM, RS : 2}
RK	{RCM : 2}, {RCM, RS : 4}, {RS : 2}
RS	{CM : 12}
CM	

Langkah selanjutnya akan membentuk Conditional FP-Tree, Conditional FP-Tree ini menghasilkan frequent itemset yang lebih spesifik. Pembentukan ini didasarkan pada Conditional Pattern Base. Conditional FP-Tree dan Frequent Pattern Generated dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4 Conditional FP-Tree dan Frequent Pattern Generated

Item	Conditional FP-Tree	Frequent Pattern Generated
MT	{RCM : 3}	<RCM, MT : 3>
DK	{RCM : 3}	<RCM, DK : 3>
IA		
RP	{RCM : 3}	<RCM, RP : 3>
CL	{RCM : 3}	<RCM, CL : 3>
P		
CC	{RK : 3}	<RK, CC : 3>
RA	{RCM : 6}, {RK : 3}, {RS : 3}	<RCM, RA : 6>, <RK, RA : 3>, <RS, RA : 3>
RK	{RCM : 6}, {RS : 6}	<RCM, RK : 6>, <RS, RK : 6>, <RCM, RS, RK : 6>
RS	{RCM : 12}	<RCM, RS : 11>
CM		

Langkah berikutnya adalah menentukan nilai support dan Confidence pada kombinasi itemset yang sudah ditentukan, dengan menggunakan rumus yang sudah dijelaskan sebelumnya dalam tinjauan pustaka. Pada perhitungan minimum support ini menggunakan rumus 2 dengan minimum support yang sudah di tentukan yaitu 10%. Hasil perhitungan dapat dilihat pada tabel 5.

Tabel 5 Aturan Asosiasi dengan Minimum Support

No	Rule	Support
1	Jika RCM Maka RS	40%
2	Jika RCM Maka RK	20%
3	Jika RCM Maka RA	20%
4	Jika RK Maka CC	10%
5	Jika RCM Maka RP	10%
6	Jika RCM Maka DK	10%
7	Jika RCM Maka CL	10%
8	Jika RCM Maka MT	10%
9	Jika RK Maka RS	20%
10	Jika RK Maka RA	10%
11	Jika RS Maka RA	10%

Langkah selanjutnya yaitu menghitung nilai minimum confidence dengan menggunakan rumus 3 dengan minimum confidence yang sudah di tentukan yaitu 50%. Hasil hitungan confidence dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6 Aturan Asosiasi dengan *Minimum Confidence*

No	Rule	Confidence
1	Jika RCM, RS Maka RK	54,54%
2	Jika RCM, RK Maka RS	100%
3	Jika RS, RK Maka RCM	100%
4	Jika RK Maka RCM, RS	66,67%
5	Jika RS Maka RCM, RK	35,30%
6	Jika RCM Maka RS, RK	30%

Dari perhitungan confidence di atas, ditemukan bahwa asosiasi rule yang memenuhi syarat confidence sebesar 50% yaitu:

1. RCM, RS $\rightarrow$ RK = 54,54% (Jika pelanggan membeli Roti coklat meses dan Roti sosis, maka kemungkinan besar akan membeli Roti keju).
2. RCM, RK $\rightarrow$ RS = 100% (Jika pelanggan membeli Roti coklat meses, Roti keju maka kemungkinan besar akan membeli Roti sosis).
3. RS, RK $\rightarrow$ RCM = 100% (Jika pelanggan membeli Roti sosis, Roti keju, maka kemungkinan besar akan membeli Roti coklat meses).
4. RK $\rightarrow$ RCM, RS = 66.67% (Jika pelanggan membeli Roti keju, maka kemungkinan besar akan membeli Roti coklat meses dan Roti sosis).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian Pertama

Pengujian pertama dilakukan dengan mencocokkan hasil perhitungan data transaksi secara manual dengan data transaksi melalui sistem yang sudah dibuat. Dari hasil pengujian pertama hasil perhitungan manual sesuai dengan hasil perhitungan yang ada di sistem.

Tabel 7 Hasil Pengujian Pertama

No	Minimum Support (%)	Minimum Confidence (%)	Jumlah Rule	Rule
1	10%	50%	4	Jika RCM (Roti coklat meses), RS (Roti sosis) maka Rk (Roti keju) Jika RK (Roti keju) maka RCM (Roti coklat meses), RS (Roti sosis)

Pengujian Kedua

Pengujian kedua membuktikan bahwa nilai min *support* dan *confidence* sangat mempengaruhi jumlah aturan asosiasi yang terbentuk. Semakin rendah nilai *support* dan *confidence* yang diterapkan, semakin banyak aturan yang dihasilkan. Sebaliknya, semakin tinggi nilai *support* dan *confidence* yang diterapkan, semakin sedikit aturan yang dihasilkan.

Tabel 8 Hasil Pengujian Kedua

No	Minimum Support (%)	Minimum Confidence (%)	Jumlah Rule	Rule
1	2%	5%	25	Jika RS (Roti sosis) maka TB (Tart Brownis) Jika RCM (Roti coklat meses) maka RS (Roti sosis)
		15%	1	Jika RCM (Roti coklat meses) maka RS (Roti sosis)
		30%	1	Jika RCM (Roti coklat meses) maka RS (Roti sosis)
2	5%	5%	1	Jika RCM (Roti coklat meses) maka DK (Donat keju) Jika RCM (Roti coklat meses) maka MB (Mini brownis)

Pengujian Ketiga

Pengujian ketiga menunjukkan bahwa dengan menggunakan nilai *support* 5% dan *confidence* 10%, sistem berhasil menemukan beberapa aturan asosiasi dari data transaksi. penambahan data (bulan April) menyebabkan jumlah rule meningkat, yang menunjukkan bahwa semakin banyak data yang digunakan, semakin banyak juga pola yang ditemukan.

Tabel 9 Hasil Pengujian Ketiga

No	Bulan	Minimum Support (%)	Minimum Confidence (%)	Jumlah Rule	Rule
1	Maret	5%	10%	3	Jika RCM (Roti coklat meses) maka RA (Roti abon) Jika RS (Roti sosis) maka RA (Roti abon) Jika RCM (Roti coklat meses) maka RS (Roti sosis)
2	Maret dan April	5%	10%	4	Jika RCM (Roti coklat meses) maka DK (Donat keju) Jika RCM (Roti coklat meses) maka RS (Roti sosis)

Pengujian Keempat

Hasil pengujian keempat menunjukkan bahwa dengan nilai min *support* antara 8% hingga 16%, sistem tidak dapat menghasilkan aturan asosiasi dari data transaksi bulanan tahun 2022. Oleh karena itu, disarankan untuk menurunkan nilai *support* yang lebih rendah lagi agar sistem dapat mendeteksi dan membentuk pola asosiasi dari data transaksi tahun 2022. Dan rata-rata nilai min *support* yang dihasilkan sebesar 13.66%.

Tabel 10 Hasil Pengujian Keempat

No	Bulan	Data Transaksi	Minimum Support (%)	Jumlah Rule
1	Januari	1970	15%	0
2	Februari	1643	14%	0
3	Maret	1703	16%	0

No	Bulan	Data Transaksi	Minimum <i>Support</i> (%)	Jumlah Rule
4	April	235	16%	0
5	Mei	1188	14%	0
6	Juni	1027	10%	0
7	Juli	1829	15%	0
8	Agustus	1733	15%	0
9	September	1212	15%	0
10	Oktober	2276	12%	0
11	November	1643	14%	0
12	Desember	1703	8%	0
		Rata-rata	164 : 12 = 13.66%	

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan dengan memanfaatkan algoritma *FP-Growth* untuk mengetahui persediaan bahan roti, dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

Dari keseluruhan pengujian pertama hingga keempat, dapat disimpulkan bahwa nilai minimum *support* dan *confidence* sangat mempengaruhi jumlah aturan asosiasi yang terbentuk. Semakin rendah nilai *support* dan *confidence* yang digunakan, semakin banyak aturan yang dihasilkan. Sebaliknya, penggunaan nilai *support* dan *confidence* yang lebih tinggi menghasilkan aturan yang lebih sedikit namun lebih akurat. Selain itu, penambahan data juga mempengaruhi jumlah dan jenis aturan yang dibentuk. Oleh karena itu pemilihan parameter yang tepat dan pemanfaatan data yang cukup merupakan kunci utama dalam menghasilkan aturan asosiasi yang bermanfaat. Hasil aturan asosiasi tersebut dapat dimanfaatkan penjual untuk memaksimalkan pelayanan kepada pelanggan, memperlancar operasional bisnis, dan mempercepat penjualan tanpa harus melakukan pemesanan terlebih dahulu.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Holpiani, F. Putrawansyah, and S. Muntar, "Implementasi algoritma fp-growth untuk menganalisa pola penjualan kue pada toko dapur bunda," *JIRE(Jurnal Inform. Rekayasa Elektron.*, vol. 7, no. 1, pp. 35–42, 2024.
- [2] Nurashiah, "Implementasi Algoritma FP-Growth Pada Pengenalan Pola Penjualan TIN: Terapan Informatika Nusantara," *TIN Terap. Inform. Nasant. Vol.*, vol. 1, no. 9, pp. 438–444, 2021.
- [3] A. Mulyana, Y. Hermawan, and J. Saputri, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Clustering Untuk Rekomendasi Pilihan Program Studi Pada Mahasiswa Baru," *KERNEL J. Ris. Inov. Bid. Inform. dan Pendidik. Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 60–72, 2024, doi: 10.31284/j.kernel.2024.v5i1.7624.
- [4] T. N. Audrey, M. A. W, M. Islamiyah, and R. K. Hapsari, "Penerapan Algoritma DBSCAN Untuk Clustering Penjualan Supermarket," *Zeta – Math J.*, vol. 9, no. 2, pp. 83–89, 2024.
- [5] A. A. Shihab and Z. Fatah, "Jurnal Ilmiah Multidisiplin Nusantara Implementasi Algoritma FP-Growth Pada Dataset Sintetis Untuk Penentuan Pola Pembelian Sembako Dan Kebutuhan Harian Jurnal Ilmiah Multidisiplin Nusantara," *J. Ilm. Multidisiplin Nasant.*, vol. 2, no. 3, pp. 161–175, 2024.
- [6] R. N. Miraldi, A. Rachmat, and B. Santoso, "Implementasi Algoritma FP-Growth untuk Sistem Rekomendasi Buku di Perpustakaan UKDW," *INFORMATIKA*, vol. 10, no. 1, 2014.
- [7] E. Priyanto, A. Hermawan, and D. Avianto, "Efektifitas Penggunaan Association Rules Mining dalam Personalisasi Website," *JISKA*, vol. 6, no. 1, pp. 59–69, 2021.
- [8] F. Febrian and Z. Fatah, "Optimasi Penentuan Paket Hemat Menggunakan Algoritma FP-Growth untuk Meningkatkan Strategi Pemasaran," *JUSIFOR J. Sist. Inf. dan Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 170–177, 2024.