

# Perbandingan Kinerja Algoritma Apriori dan FP-Growth dalam Analisis Pola Pembelian Produk pada Timmy Store

Caka Tri Muhammad Ilham<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>Teknik Informatika, Universitas Islam Nahdlatul Ulama Jepara  
Jl. Taman Siswa, Pekeng, Kauman, Tahunan, Kec. Tahunan, Kabupaten Jepara, Jawa Tengah  
Email : cakatrimuhammadilham@gmail.com

R.Hadapiningradja Kusumodestoni<sup>2)</sup>

<sup>2)</sup>Teknik Informatika, Universitas Islam Nahdlatul Ulama Jepara  
Jl. Taman Siswa, Pekeng, Kauman, Tahunan, Kec. Tahunan, Kabupaten Jepara, Jawa Tengah  
Email : kusumodestoni@gmail.com

Adi Sucipto<sup>3)</sup>

<sup>3)</sup> Teknik Informatika, Universitas Islam Nahdlatul Ulama Jepara  
Jl. Taman Siswa, Pekeng, Kauman, Tahunan, Kec. Tahunan, Kabupaten Jepara, Jawa Tengah  
Email : adisucipto@unisnu.ac.id

## ABSTRAK

Pemanfaatan teknik data mining dalam industri ritel digital semakin dibutuhkan untuk memahami pola perilaku konsumen. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah *Market Basket Analysis* (MBA), yang bertujuan mengenali keterkaitan antarproduk dalam transaksi. Penelitian ini membandingkan kinerja dua algoritma MBA, yaitu Apriori dan FP-Growth, dalam menganalisis pola pembelian produk di Timmy Store menggunakan data transaksi periode Desember 2024-Maret 2025. Setelah dilakukan proses pembersihan, diperoleh 2.274 transaksi valid yang kemudian dibentuk menjadi 220 keranjang pembelian berdasarkan identitas pelanggan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Apriori mampu menghasilkan 15 *frequent* 1-itemset dan 4 *frequent* 2-itemset, serta tiga aturan asosiasi yang memenuhi batas minimum *support* 5% dan *confidence* 50%. Aturan paling kuat ditemukan pada keterkaitan *Ancient Megalodon Fisch Phantom Megalodon* dengan *support* 0,159, *confidence* 62,5%, dan *lift* 1,88. Sementara itu, algoritma FP-Growth menghasilkan pola yang sama, tetapi dengan waktu proses yang lebih cepat akibat tidak dilakukannya pembangkitan kandidat seperti pada Apriori. Secara keseluruhan, FP-Growth lebih unggul dalam aspek efisiensi komputasi, sedangkan Apriori tetap relevan karena memberikan transparansi perhitungan yang lebih mudah ditelusuri.

**Kata kunci:** Data Mining, Apriori, FP-Growth, Market Basket Analysis, Pola Pembelian.

## PENDAHULUAN

Perkembangan pesat teknologi informasi telah mendorong transformasi signifikan pada sektor ritel digital di Indonesia. Berbagai platform dagang digital menyediakan akses yang luas bagi konsumen untuk memperoleh produk virtual, termasuk item permainan, voucher, maupun jasa peningkatan level karakter [1]. Timmy Store merupakan salah satu pelaku usaha ritel digital yang beroperasi pada platform Itemku dan melayani ribuan transaksi setiap bulannya. Meskipun demikian, analisis terhadap pola pembelian pelanggan belum dimanfaatkan secara optimal sebagai dasar pengambilan keputusan strategis.

Analisis pola pembelian diperlukan untuk mengidentifikasi hubungan atau kecenderungan pembelian produk secara bersamaan [2]. Informasi tersebut penting bagi toko digital untuk

merancang strategi *cross-selling*, *bundling*, dan rekomendasi produk. Salah satu pendekatan yang digunakan dalam bidang data mining untuk tujuan tersebut adalah *Market Basket Analysis* (MBA) [3].

Dua algoritma yang paling umum digunakan dalam MBA adalah Apriori dan FP-Growth. Apriori bekerja melalui mekanisme pembangkitan kandidat (*candidate generation*) yang dilakukan secara bertahap berdasarkan tingkat panjang itemset [4]. Pendekatan ini

memiliki kelebihan dalam hal transparansi proses, tetapi kurang efisien pada dataset berskala besar [5]. Sebaliknya, FP-Growth memanfaatkan struktur pohon FP-Tree sehingga mampu mengekstraksi pola tanpa harus membangkitkan kandidat, yang menjadikannya lebih cepat dan efisien.[6]

Penelitian yang dilakukan oleh [7] menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth memiliki kinerja yang jauh lebih baik dibandingkan algoritma Apriori. FP-Growth menghasilkan 14 aturan dengan total kekuatan rule 2,32, sedangkan Apriori hanya menghasilkan 9 aturan dengan kekuatan 0,72. Secara keseluruhan, tingkat akurasi FP-Growth tercatat 321% lebih tinggi dibandingkan Apriori.

Meskipun banyak penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa FP-Growth cenderung lebih unggul dalam hal waktu komputasi, Apriori tetap sering digunakan karena kesederhanaannya dan kemampuan peneliti untuk menelusuri proses pembentukan pola secara sistematis [8]. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini berfokus pada perbandingan kedua algoritma tersebut melalui studi kasus Timmy Store.

Penelitian ini memiliki tiga tujuan utama, yaitu Mengidentifikasi frequent itemset menggunakan Apriori dan FP-Growth, Menghasilkan aturan asosiasi berdasarkan parameter minimum dan, Membandingkan performa kedua algoritma berdasarkan waktu eksekusi.

Hipotesis yang diajukan adalah bahwa FP-Growth memiliki waktu pemrosesan yang lebih cepat dibandingkan Apriori namun menghasilkan pola yang setara jika parameter minimum disamakan.

## METODE PENELITIAN

### 1. Sumber Data

Data diperoleh dari riwayat transaksi Timmy Store selama empat bulan, yaitu Desember 2024 hingga Maret 2025, dengan total 2.285 transaksi awal. Setelah melalui proses pembersihan, diperoleh data:

### 2. Pembersihan dan Transformasi Data

Proses pembersihan meliputi:

- Menghapus transaksi yang berstatus gagal
- Menghapus transaksi dengan jumlah pembelian atau pendapatan bernilai nol
- Normalisasi format penulisan produk
- Penggabungan produk berdasarkan Nama Pembeli untuk membentuk keranjang transaksi

### 3. Pembentukan Keranjang (Basket Formation)

Karena setiap *Nomor Pesanan* hanya berisi satu produk, pembentukan keranjang dilakukan berdasarkan seluruh produk yang telah dibeli oleh pelanggan selama periode penelitian. Hasilnya diperoleh 220 keranjang unik.

### 4. Parameter dan Ketentuan Analisis

Parameter yang digunakan untuk kedua algoritma adalah:

- Minimum support: 5%
- Minimum confidence: 50%

C. Maksimal panjang itemset: 3 item

## 5. Proses Algoritma Apriori

Apriori adalah algoritma yang dapat membentuk pola frekuensi tinggi pada iterasi data. Proses apriori ini melalui dua tahap yaitu membangkitkan kandidat lalu pembentukan rules. Untuk membangkitkan kandidat, nilai support aturan kandidat harus melebihi atau sama dengan minimal support [9]. langkah-langkah utama dalam proses Apriori adalah sebagai berikut:

- Menghitung support 1-itemset
- Melakukan candidate generation untuk k-itemset
- Pruning berdasarkan minimum support
- Menghasilkan aturan asosiasi
- Menghitung nilai confidence dan lift

## 6. Proses FP-Growth

salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi himpunan data yang sering muncul (frequent itemset) dalam suatu dataset adalah Frequent Pattern Growth (FP Growth) [10]. Tahapan utama dalam penerapan FP-Growth dijelaskan sebagai berikut

- Penyusunan FP-Tree
- Pencarian conditional pattern base
- Pembentukan conditional FP-Tree
- Ekstraksi frequent itemset
- Penyusunan aturan asosiasi

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### 1. Frequent 1-Itemset

Tabel 1. Frequent 1-Itemset dengan Minimum Support  $\geq 5\%$

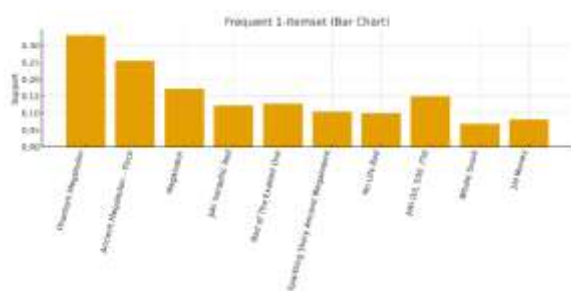
Produk	Support
Phantom Megalodon	0.3318
Ancient Megalodon – Fisch	0.2545
Megalodon	0.1727
Joki Seraphic Rod	0.1227
Rod of The Exalted One	0.1272
Sparkling Shiny Ancient Megalodont	0.1045
No Life Rod	0.1000
Joki LVL 500–750	0.1500
Whale Shark	0.0681
1M Money	0.0818

Tabel 1 menunjukkan sepuluh produk yang paling sering muncul dalam keseluruhan transaksi pelanggan. Nilai support menggambarkan proporsi keranjang transaksi yang memuat produk tersebut. Produk Phantom Megalodon menempati peringkat pertama dengan support 0,3318, yang berarti muncul dalam sekitar 33% total keranjang yang dianalisis. Hal ini menunjukkan bahwa produk tersebut merupakan item favorit yang paling sering dibeli oleh pelanggan.

Produk jenis Megalodon lainnya, yakni Ancient Megalodon – Fisch dan Megalodon, juga berada pada posisi teratas. Dominasi kelompok produk ini menunjukkan bahwa pelanggan Timmy Store memiliki preferensi kuat terhadap kategori Megalodon, sehingga cocok dijadikan target untuk strategi bundling atau cross-selling.

Sementara itu, beberapa produk jasa seperti Joki Seraphic Rod dan Joki Level 500–750 juga memiliki tingkat kemunculan tinggi, menandakan bahwa layanan peningkatan level dan penguatan item termasuk kebutuhan yang banyak dicari pelanggan.

## 2. Grafik Frequent 1-Itemset



Gambar 1. Grafik Support Frequent 1-Itemset

Gambar 1 memperjelas kecenderungan pembelian pelanggan melalui representasi visual nilai support produk. Batang grafik yang paling tinggi dimiliki oleh Phantom Megalodon, disusul dengan Ancient Megalodon – Fisch. Jarak antar nilai support secara visual menunjukkan gap preferensi pelanggan, di mana produk peringkat bawah seperti Whale Shark dan 1M Money memiliki daya tarik yang jauh lebih rendah. Visualisasi ini membantu peneliti menilai fokus produk yang dapat dimaksimalkan dalam strategi pemasaran.

## 3. Frequent 2-Itemset

Tabel 2. Frequent 2-Itemset

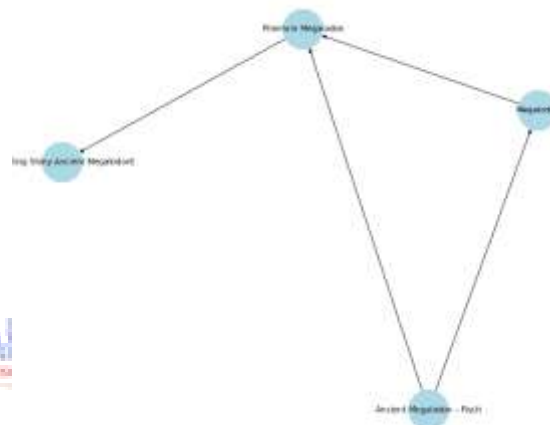
Itemset	Support
{A. Megalodon – Fisch, Phantom Megalodon}	0.1590
{A. Megalodon – Fisch, Megalodon}	0.0909
{Megalodon, Phantom Megalodon}	0.0863
{Phantom Megalodon, Sparkling Shiny Ancient Megalodont}	0.0500

Tabel 2 menampilkan empat kombinasi produk yang paling sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan. Pascalan support tertinggi dimiliki oleh pasangan Ancient Megalodon – Fisch dan Phantom Megalodon dengan nilai 0,159, yang mengindikasikan bahwa pasangan produk ini muncul bersamaan dalam sekitar 15% keranjang. Kondisi ini menunjukkan keterkaitan kuat pada perilaku pembelian pelanggan.

Kombinasi produk pada peringkat kedua dan ketiga melibatkan hubungan antarvarian Megalodon, yang menegaskan bahwa pembeli produk jenis ini cenderung membeli lebih dari satu tipe Megalodon dalam satu periode pembelian.

Itemset terakhir, yaitu kombinasi Phantom Megalodon dan Sparkling Shiny Ancient Megalodont, meskipun memiliki nilai support terendah, tetap memenuhi ambang minimum, menunjukkan keterkaitan yang layak dipertimbangkan dalam strategi rekomendasi produk.

## 4. Grafik Network 2-Itemset



Gambar 2. Network Graph Hubungan Antarproduk

Gambar 2 menunjukkan hubungan antarproduk berdasarkan frequent itemset. Node (simpul) merepresentasikan produk, sedangkan garis antar node menunjukkan keterkaitan pembelian bersama. Semakin tebal garis, semakin kuat hubungan yang terbentuk. Terlihat bahwa produk Phantom Megalodon menduduki posisi pusat (central node), karena memiliki hubungan paling banyak dengan produk lain, menandakan bahwa ia sering muncul dalam kombinasi itemset. Posisi ini menandakan bahwa Phantom Megalodon merupakan *anchor product* yang sering menjadi titik utama rekomendasi.

## 5. Aturan Asosiasi (Association Rules)

Tabel 3. Aturan Asosiasi Valid (Support  $\geq 0,05$ ; Confidence  $\geq 0,5$ )

Rule	Support	Confidence	Lift
A. Megalodon – Fisch → Phantom Megalodon	0.159	0.625	1.88
Megalodon → A. Megalodon – Fisch	0.0909	0.526	2.06
Megalodon → Phantom Megalodon	0.0863	0.500	1.50

Tabel 3 berisi aturan asosiasi yang memenuhi kriteria minimum, di mana seluruh aturan memiliki nilai *confidence* minimal 50% dan *lift* di atas 1, sehingga seluruh aturan bersifat positif dan bermakna.

1. A. Megalodon – Fisch → Phantom Megalodon.
  - a. Confidence 62,5% menunjukkan bahwa dari semua pembeli Ancient Megalodon – Fisch, sebanyak 62,5% juga membeli Phantom Megalodon.
  - b. Nilai lift 1,88 mengindikasikan bahwa peluang pembelian Phantom Megalodon meningkat hampir dua kali lipat jika pelanggan membeli Fisch terlebih dahulu.
2. Megalodon → A. Megalodon – Fisch
  - a. Confidence 52,6%, sehingga lebih dari setengah pembeli Megalodon juga membeli Fisch.
  - b. Lift 2,06 merupakan nilai tertinggi di antara aturan lainnya, menunjukkan keterkaitan paling kuat di dalam dataset.
3. Megalodon → Phantom Megalodon
  - a. Confidence 50% menunjukkan pengaruh yang cukup kuat, meski tidak sedominan aturan pertama.
  - b. Lift 1,50 tetap menunjukkan hubungan positif, meski kekuatannya lebih moderat.

Aturan-aturan ini menunjukkan bahwa kelompok produk Megalodon memiliki hubungan pembelian yang sangat kuat, sehingga ideal dijadikan target penjualan paket bundle.

#### 6. Perbandingan Waktu Eksekusi

Tabel 4. Perbandingan Kecepatan Algoritma

Algoritma	Waktu
Apriori	0.0029 detik
FP-Growth	0.001–0.002 detik

Hasil pengujian menunjukkan bahwa FP-Growth membutuhkan waktu pemrosesan yang lebih cepat dibandingkan Apriori. Hal ini konsisten dengan teori, karena FP-Growth tidak membangkitkan kandidat itemset, tetapi langsung membentuk struktur FP-Tree. Apriori, yang menjalankan pembangkitan kandidat pada setiap tingkat k-itemset, memerlukan komputasi tambahan sehingga kurang efisien. Meski demikian, perbedaan waktu pada dataset penelitian ini tidak terlalu besar karena ukuran datanya relatif kecil.

#### KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa produk kategori Megalodon, terutama *Phantom Megalodon* dan *Ancient Megalodon – Fisch*, merupakan item yang

paling sering dibeli pelanggan Timmy Store. Frequent itemset dan aturan asosiasi mengungkapkan keterkaitan kuat antarvarian Megalodon, sehingga produk-produk ini sangat potensial untuk strategi *bundling*, *cross-selling*, dan rekomendasi. Aturan asosiasi yang terbentuk seluruhnya valid (support  $\geq 5\%$ , confidence  $\geq 50\%$ , lift  $> 1$ ), dengan hubungan terkuat pada aturan *Megalodon* → *Ancient Megalodon – Fisch*. Hal ini memperkuat temuan bahwa pelanggan cenderung membeli lebih dari satu tipe Megalodon. Dari sisi performa algoritma, FP-Growth lebih cepat dibandingkan Apriori, meskipun keduanya menghasilkan pola yang setara ketika parameter minimum disamakan. Secara keseluruhan, Market Basket Analysis terbukti efektif menggambarkan perilaku pembelian pelanggan dan dapat menjadi dasar strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. Ferdinan *Et Al.*, "Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Minat Bisnis Retail Superindo Analysis Of Factors Affecting The Internet In Using Qris As Payment System In Superindo Retail Business," Vol. 4, No. 2, Pp. 58-84, 2024.
- [2] F. Matheos Sarimole And K. Kudrat, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Satu Sehat Pada Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan Support Vector Machine," *J. Sains Dan Teknol.*, Vol. 5, No. 3, Pp. 783-790, 2024, Doi: 10.55338/Saintek.V5i3.2702.
- [3] I. Musdalifah And A. Jananto, "Analisis Perbandingan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Dalam Pembentukan Pola Asosiasi Keranjang Belanja Pelanggan".
- [4] R. Amelia And A. M. Rismadin, "Perbandingan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Dalam Pengaplikasian Market Basket Analysis Untuk Strategi Bisnis Retail," Vol. 6, No. 1, Pp. 279-288, 2024, Doi: 10.47065/Bits.V6i1.5388.
- [5] M. Mariko, "Perbandingan Algoritma Apriori Dan Algoritma Fp-Growth Untuk Rekomendasi Item Paket Pada Konten Promosi Explore - Volume 11 No 2 Tahun 2021.
- [6] D. Rachmawati, Y. Cahyana, E. E. Awal, And S. Faisal, "Perbandingan Algoritma Apriori Dan Algoritma Fp-Growth Dalam Menentukan Pola Penjualan Pupuk," Vol. 3, No. 1, Pp. 21-31, 2024.
- [7] M. S. Lalu Zazuli Azhar Mardedi1, Kartarina2, "Analisis Perbandingan Algoritma Fp-Growth Dan Tpq-Apriori Dalam Menentukan Rule Based," Vol. 14, No. 2, Pp. 55-66, 2024.
- [8] S. Nevile, "Penerapan Data Mining Untuk Rekomendasi Paket Produk Menggunakan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth", Pp. 39-46, 2025.
- [9] A. Aquila, C. Pabendon, And H. D.

- Purnomo, "Penerapan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Untuk Market Basket Analisis Pada Data Transaksi Nonpromo", Vol. 7, Pp. 975-984, 2023, Doi: 10.30865/Mib.V7i3.6153.
- [10] L. W. Dini Nurlaela, Lila Dini Utami, "Implementasi Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Untuk Penempatan Buku Pada Perpustakaan (Studi Kasus: Ubsi - Bogor)", Vol. 8, No. 2, Pp. 102-110, 2023.

