

Analisis Pola Pembelian Melalui Ponsel Menggunakan Algoritma Apriori dan Fp-Growth Pada Millenium Ponsel

Nur Putri Andriani¹, Syaiful Zuhri Harahap², Irmayanti³

Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Labuhanbatu^{1,2,3}

Email : nurputriandriani448811@gmail.com¹, syaifulzuhriharahap@gmail.com²,
irmayantiritonga2@gmail.com³

Corresponding Author : nurputriandriani448811@gmail.com

Abstract

The purpose of this research is to understand the main factors that influence consumer decisions in purchasing the device. By exploring information about consumer preferences, needs, and behavior, this study seeks to identify purchasing trends and understand how aspects such as mobile phone features, price, and brand influence consumer choices. The main objective of this study is to provide in-depth insights to technology industry players so that they can develop more effective and relevant marketing and product strategies to meet dynamic market needs. To achieve this goal, this study uses the Apriori and FP-Growth methods, which are data mining algorithms that are effective in finding associations and patterns in transaction data. The Apriori method focuses on identifying the frequency of occurrence of itemsets and forming association rules based on support and confidence values, while FP-Growth uses a tree approach to store and extract frequently occurring patterns more efficiently. Both methods allow for in-depth analysis of mobile phone purchase data, so that complex patterns can be revealed more accurately and quickly. The results of this study indicate that there is a very clear mobile phone purchasing pattern among consumers, with confidence values reaching 90% for some association rules. For example, consumers who purchase phones with AMOLED displays tend to also choose large battery capacities from certain brands. These patterns indicate strong and consistent preferences across consumer groups, providing manufacturers with opportunities to target specific market segments with tailored product offerings. These findings not only provide valuable insights into consumer behavior but also help companies optimize their marketing strategies and increase their competitiveness in the technology industry.

Keywords: *Assosiation Rule; Apriori Method; Fp-Growth Method.*

I. Pendahuluan

Kebutuhan masyarakat terhadap handphone semakin meningkat seiring dengan perkembangan teknologi dan informasi. Di era digital saat ini, handphone bukan hanya alat komunikasi sederhana, tetapi telah

menjadi bagian integral dari kehidupan sehari-hari. Dengan kemampuannya untuk mengakses internet, mengirim pesan instan, dan menjalankan berbagai aplikasi, handphone telah menjadi alat multifungsi yang mendukung berbagai aspek kehidupan masyarakat, termasuk

pekerjaan, Masyarakat modern sangat bergantung pada handphone untuk mengakses informasi dan berkomunikasi secara cepat dan efektif. Setiap orang memiliki keinginan dan pilihan masing-masing dalam membeli atau memiliki sebuah handphone, tergantung pada kebutuhan, gaya hidup, dan preferensi pribadi mereka. Ada yang lebih mengutamakan spesifikasi teknis seperti kapasitas memori, kualitas kamera, dan daya tahan baterai, sementara yang lain mungkin lebih mementingkan desain, merek, atau harga. Beberapa orang memilih handphone dengan sistem operasi Android karena fleksibilitasnya. Selain itu, faktor seperti dukungan layanan purna jual. Dengan menggunakan algoritma ini, penulis dapat mengeksplorasi hubungan antara berbagai fitur handphone seperti merek, harga, kapasitas penyimpanan, dan preferensi konsumen lainnya. Selain Apriori, metode FP-Growth digunakan untuk mengatasi beberapa keterbatasan yang mungkin ditemui dalam Apriori, seperti kebutuhan untuk melakukan banyak kali perulangan dalam proses pencarian pola. Metode ini sangat efektif untuk menangani dataset besar dan kompleks, di mana penulis dapat dengan cepat mengidentifikasi pola pembelian yang sering terjadi, serta preferensi spesifik konsumen terhadap berbagai fitur handphone.

II. Landasan Teori Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan algoritma dalam data mining yang digunakan untuk menemukan asosiasi atau hubungan antara item dalam kumpulan data transaksi. Pada tahun 1994, Agrawal dan Srikant

mengembangkan algoritma dasar yang dikenal sebagai Algoritma Apriori untuk menentukan itemset yang sering muncul dalam aturan asosiasi.

Algoritma FP - Growth

Algoritma FP-Growth adalah salah satu algoritma yang digunakan pada teknik association rules untuk menentukan himpunan item yang paling sering muncul (frequent itemset) dalam sekumpulan data. Karakteristik algoritma FP-Growth adalah struktur data yang digunakan adalah dengan FP-Tree. Dengan menggunakan FP-tree, algoritma FP- Growth dapat langsung memperoleh frequent itemsets.

III. Metode Penelitian

Dalam analisis pola pembelian handphone pada data mining, metode Apriori digunakan untuk menemukan asosiasi dan hubungan antar berbagai fitur yang mempengaruhi keputusan konsumen. Algoritma Apriori bekerja dengan mengidentifikasi itemset-itemset yang sering muncul dalam data transaksi, yang kemudian digunakan untuk membentuk aturan asosiasi. Proses ini melibatkan dua langkah utama: menemukan frekuensi itemset dan menghasilkan aturan dari itemset tersebut berdasarkan nilai *support* dan *confidence*.

FP-Growth merupakan metode yang lebih efisien dan cepat dibandingkan Apriori, terutama dalam menangani dataset yang besar dan kompleks. FP-Growth menggunakan struktur data berupa pohon pola sering (*Frequent Pattern Tree*) untuk menyimpan informasi transaksi, yang memungkinkan penemuan pola tanpa harus menghasilkan kandidat itemset secara eksplisit seperti yang dilakukan

dalam Apriori Hal ini membuat FP-Growth lebih efisien dalam memori dan waktu komputasi. FP-Growth memberikan wawasan yang berharga bagi produsen dan pengecer dalam merancang strategi pemasaran dan pengembangan produk yang lebih efektif dan sesuai dengan kebutuhan konsumen.

IV. Hasil dan Pembahasan Langkah-Langkah pengelolaan data menggunakan Algoritma Apriori dan FP- Growth

Dalam mempermudah pengelolaannya, data transaksi terlebih dahulu di ubah kedalam bentuk tabel, seperti yang tersaji pada data sampel Merk Handphone pada tabel dibawah ini.

Tabel 1. Sampel Data Merk Handphone

TID	Nama Merk Handphone
01/03/2024	Samsung, Xiaomi, Infinix
2/03/2024	Oppo, Vivo, Samsung, Xiaomi, Infinix
3/03/2024	Vivo, Oppo, Samsung, Xiaomi, Infinix
4/03/2024	Vivo, Realme, Oppo, Samsung, Xiaomi, Infinix
5/03/2024	Vivo, Realme, Oppo, Samsung, Xiaomi, Infinix
6/03/2024	Vivo, Xiaomi
7/03/2024	Vivo, Samsung, Xiaomi, Infinix
8/03/2024	Samsung, Xiaomi, Infinix, Vivo
9/03/2024	Xiaomi, Vivo, Samsung,
10/03/2024	Vivo, Samsung, Xiaomi, Infinix
11/03/2024	Infinix, Xiaomi, Vivo, Samsung,
12/03/2024	Samsung, Vivo, Realme, Xiaomi, Infinix
13/03/2024	Samsung, Vivo, Xiaomi
14/03/2024	Vivo, Samsung, Infinix
15/03/2024	Vivo, Infinix, Samsung, Xiaomi
16/03/2024	Samsung, Xiaomi, Infinix, Vivo
17/03/2024	Infinix, Samsung, Vivo, Xiaomi
18/03/2024	Xiaomi, Vivo, Samsung
19/03/2024	Vivo, Samsung, Xiaomi, Infinix
20/03/2024	Samsung, Xiaomi, Vivo,
21/03/2024	Samsung, Infinix
22/03/2024	Xiaomi, Vivo, Samsung
23/03/2024	Vivo, Samsung, Xiaomi
24/03/2024	Samsung, Vivo, Xiaomi, Infinix
25/03/2024	Vivo, Xiaomi, Samsung
26/03/2024	Infinix, Vivo, Xiaomi, Samsung
27/03/2024	Vivo, Xiaomi, Samsung
28/03/2024	Oppo, Xiaomi, Vivo, Samsung, Infinix
29/03/2024	Infinix, Vivo, Samsung, Oppo,
30/03/2024	Infinix, Samsung, Vivo
31/03/2024	Realme

Data transaksi ini kemudian disusun ke dalam bentuk tabular data, maka data transaksi pembelian

handphone di Milenium ponsel dikonversi ke dalam bentuk binary dengan angka 0 dan 1. Di mana 1 adalah jika barang dibeli dan 0 jika barang tidak dibeli.

Selanjutnya untuk menghitung data tersebut akan menggunakan 2 metode yaitu metode algoritma *Apriori* dan *Fp-growth*

Algoritma Apriori

Yang dapat diuraikan kedalam tabel berikut:

Tabel 2. Support dari Setiap Kategori

No	Kategori	Jumlah	Support
1	Vivo	28	90%
2	Oppo	4	13%
3	Realme	6	19%
4	Samsung	29	94%
5	Xiaomi	26	84%
6	Infinix	21	68%

Selanjutnya karena Oppo dan Realme tidak memenuhi minimal support 60% maka akan di hilangkan.

Tabel 3. Support dari Setiap Kategori

No	Kategori	Jumlah	Support
1	Vivo	28	90%
2	Oppo	4	13%
3	Realme	6	19%
4	Samsung	29	94%
5	Xiaomi	26	84%
6	Infinix	21	68%

Selanjutnya untuk menghitung 2-itemset dengan rumus yang minimum support nya adalah 60%.

Tabel 4. Support dari 2 Kombinasi Kategori

Kategori	Jumlah	Support
Vivo, Samsung	27	87%
Vivo, Xiaomi	25	81%
Vivo, Infinix	19	61%
Samsung, Xiaomi	25	81%
Samsung, Infinix	21	68%
Xiaomi, Infinix	17	55%

Selanjutnya untuk menghitung 3-itemset dengan rumus yang minimum support nya adalah 60%.

Tabel 5. Support dari 3 Kombinasi Kategori

Kategori	Jumlah	Support
VIVO, SAMSUNG & XIAOMI	24	77%
VIVO, SAMSUNG & INFINIX	19	61%
VIVO, XIAOMI & INFINIX	16	52%
SAMSUNG, XIAOMI & INFINIX	17	55%

Minimal support yang ditentukan adalah 60%, jadi kombinasi 3 itemset yang tidak memenuhi minimal support akan dihilangkan.

Tabel 6. Filter Support dari 3 Kombinasi Kategori

Kategori	Jumlah	Support
VIVO, SAMSUNG & XIAOMI	24	77%
VIVO, SAMSUNG & INFINIX	19	61%

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence aturan asosiatif $A \rightarrow B$.

Minimal Confidence=60% Nilai Confidence dari aturan $A \rightarrow B$.

Dari kombinasi 3 itemset dapat dilihat besarnya nilai *support* dan *confidence* dari aturan asosiasi seperti pada tabel berikut:

Tabel 7. Tabel Association Rule

Aturan	Confidence
Jika membeli samsung maka akan membeli vivo dan infinix	66
Jika membeli samsung dan vivo maka akan membeli infinix	70
Jika membeli samsung dan infinix maka akan membeli vivo	90
Jika membeli vivo maka akan membeli samsung dan infinix	69
Jika membeli infinix dan vivo maka akan membeli samsung	100
Jika membeli infinix maka akan membeli samsung dan vivo	90
Jika membeli samsung maka akan membeli vivo dan xiaomi	83
Jika membeli samsung dan vivo maka akan membeli xiaomi	81
Jika membeli samsung dan xiaomi maka akan membeli vivo	81
Jika membeli vivo maka akan membeli samsung dan xiaomi	81
Jika membeli xiaomi dan vivo maka akan membeli samsung	96
Jika membeli xiaomi maka akan membeli samsung dan vivo	92

Algoritma Fp-Growth.

Pertama memberikan kode kepada setiap item agar lebih mudah dalam melakukan proses data dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 8. Tabel Pemberian Kode Setiap Item

NO	Item	Kode
1	Vivo	a
2	Realme	b
3	Oppo	c
4	Samsung	d
5	Xiaomi	e
6	Infinix	f

Selanjutnya di buatlah frekuensi kemunculan setiap item dari keseluruhan transaksi awal yang dapat di lihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 9. Frekuensi Item Dari Data Transaksi Awal

Item	Frekuensi
a	28
b	4
c	6
d	29
e	26
f	21

Setelah frekuensi setiap item diperoleh, kemudian dibatasi dengan support count. Jika frekuensi item tidak kurang dari support count maka item tersebut akan dihapus dan tidak dipakai dalam proses data mining. Dengan ketentuan nilai minimal support count 16 dan minimal *confidence* 60 %, kemudian diurutkan mulai dari yang terbesar berdasarkan frekuensi kemunculan tiap item, maka hasil dapat dilihat pada

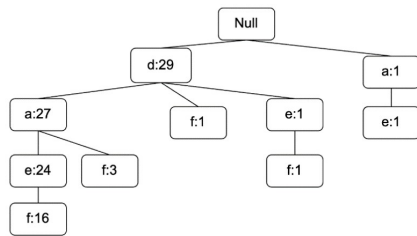
Tabel 10. Frekuensi Item Setelah Proses Filter

Item	Frekuensi
a	28
d	29
e	26
f	21

Selanjutnya dilakukan filter sesuai dengan *support count* ada 2 item yang hilang yaitu “b”, dan “c” karena jumlahnya hanya dibawah 16 tidak memenuhi minimal *support count*.

Kemudian setelah dilakukan pemindaian berdasarkan *frekuensi* tertinggi selanjutnya dilakukan pembentukan *Frequent Pattern Tree (FP-Tree)* berdasarkan berdasarkan data Millenium Ponsel.

Setelah pembentukan *FP-Tree* no_transaksi 1 sampai 10 selesai dan terbentuklah *FP-Tree* akhir seperti berikut:



Gambar 1. Hasil Akhir FP-Tree

Selanjut akan di terapkan proses *FP-Grwoth* untuk mencari frequent itemset yang signifikan.

Berikut adalah langkah-langkah utama dalam proses pembuatan algoritma *FP-Growth*.

Tahap Conditional Pattern Base

Conditional Pattern Base merupakan subdatabase yang berisi *prefix path* (lintasan awal) dan *suffix pattern* (pola akhiran) untuk menemukan *frequent itemset* pembangkitan ini di dapatkan melalui hasil dari *FP-tree* sebelumnya dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 11. Hasil Conditional Pattern Base

Item	Conditional Pattern Base
f	{d,a,e:16},{d,a:3},{d:1},{d,e:1}
e	{d,a:24},{d:1},{a:1}
a	{d:27}
d	-

Tahap Pembangkitan Conditional FP-Tree

Pada tahap ini, *support count* dari setiap item pada setiap *conditional*

pattern base dijumlahkan, lalu setiap item yang memiliki jumlah *support count* lebih besar atau dengan minimum *support count* enam belas akan di bangkitkan dengan *conditional FP-Tree*. Hasil pencarian *conditional FP-Tree* dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 12. Hasil Conditional FP-Tree

Item	Conditional FP-Tree
f	{d:21, a:19, e:17}
e	{d:25, a:25}
a	{d:27}
d	-

Tahap Pencarian Frequent Itemset

Conditional FP-Tree merupakan lintasan tunggal (*single path*), maka didapatkan *frequen itemset* dengan melakukan kombinasi item untuk setiap *conditional FP-tree*. jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan *FP-Growth* secara rekursif (proses memanggil dirinya sendiri). Hasil pencarian frequent itemset dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 13. Hasil Hasil Frequent Itemset

Item	Frequent Itemset
f	{d,f:21}, {a,f:19},{d,a,f:19}
e	{d,e:25}, {a,e:25}, {d,a,e:24}
a	{d,a:27}
d	-

Selanjutnya menghitung *Associate Rule* untuk nilai *support* dan *confidence* dari masing masing *Frequent Itemset* yang telah di buat.

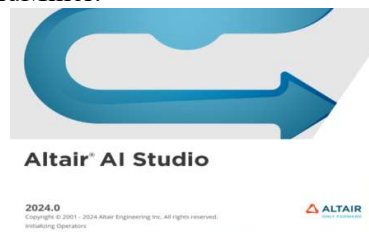
Dari perhitungan nilai *support* dan nilai *confidence* tersebut maka di dapatkan nilai *support* dan nilai *confidence* dilihat dibawah ini.

Maka hasil yang di dapat dari penerapan algoritma *fp-Growth* yang memenuhi syarat minimal *confidence* 60% adalah:

1. jika membeli samsung maka akan membeli infinix dengan nilai confidence 72%
2. jika membeli infinix maka akan membeli samsung dengan nilai confidence 100%
3. jika membeli Vivo maka akan membeli Infinix dengan nilai confidence 68%
4. jika membeli infinix maka akan membeli Vivo dengan nilai confidence 90%
5. jika membeli samsung maka akan membeli samsung dengan nilai confidence 86%
6. jika membeli vivo maka akan membeli Xiaomi dengan nilai confidence 89%
7. jika membeli Xiaomi maka akan membeli samsung dengan nilai confidence 89%
8. jika membeli infinix maka akan membeli samsung dengan nilai confidence 96%
9. jika membeli samsung maka akan membeli samsung dengan nilai confidence 94%
10. jika membeli infinix maka akan membeli samsung dengan nilai confidence 96%
11. jika membeli samsung maka akan membeli vivo dan infinix dengan nilai confidence 66%
12. jika membeli samsung dan vivo maka akan membeli infinix dengan nilai confidence 70%
13. jika membeli samsung dan Infinix maka akan membeli vivo dengan nilai confidence 90%
14. jika membeli vivo maka akan membeli samsung dan infinix dengan nilai confidence 69%
15. jika membeli infinix dan vivo maka akan membeli samsung dengan nilai confidence 100%
16. jika membeli infinix maka akan membeli samsung dan vivo dengan nilai confidence 90%
17. jika membeli samsung maka akan membeli vivo dan xiaomi dengan nilai confidence 83%
18. jika membeli samsung dan vivo maka akan membeli xiaomi dengan nilai confidence 81%
19. jika membeli samsung dan xiaomi maka akan membeli vivo dengan nilai confidence 81%
20. jika membeli vivo maka akan membeli samsung dan xiaomi dengan nilai confidence 81%
21. jika membeli xiaomi dan vivo maka akan membeli samsung dengan nilai confidence 96%
22. jika membeli xiaomi maka akan membeli samsung dan vivo dengan nilai confidence 92%

Implementasi Sistem

implementasi dari data pembelian hp menggunakan RapidMiner.



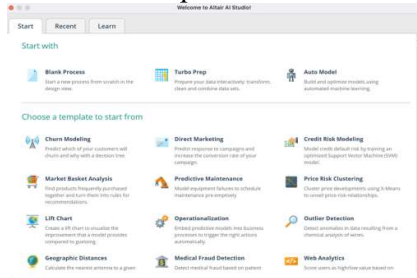
Gambar 2. Altair AI Studio Rapidminer

Data dan Teknik Pengujian

Pada Tahap ini dilakukan pengujian data transaksi hp di Millenium Ponsel yang telah ditransformasi menjadi tabular data.

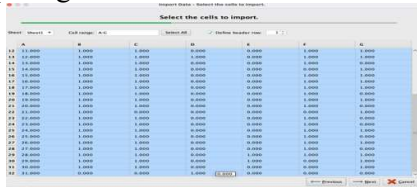
Adapun langkah awal untuk melakukan pengujian dengan menjalankan software rapidminer. dilanjutkan dengan mengklik menu *blank process*.

Sehingga muncul tampilan awal pada Rapidminer seperti gambar dibawah ini. Tampilan awal



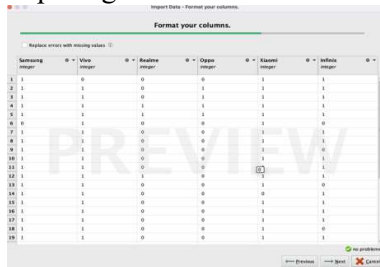
Gambar 3. Tampilan Awal

Data yang sudah di import ke dalam rapidminer. selanjutnya memilih data sheet apabila data excel yang diperoleh memiliki sheet yang banyak seperti gambar dibawah ini.



Gambar 4. Pilih Sheet Excel

Setelah itu akan muncul preview data yang telah dipilih sesuai sheet seperti pada gambar dibawah ini:



Gambar 5. Preview Data

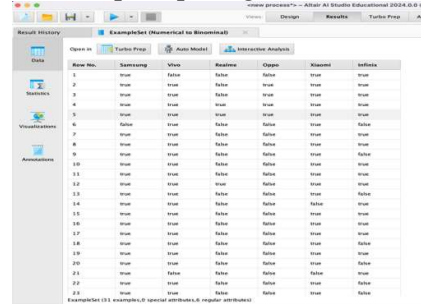
Pada penelitian ini digunakan FP-Growth untuk memproses data. selanjutnya melakukan drag data pengujian ke dalam main process dan memasukan fungsi numerical to binomial untuk mengubah data integer ke dalam binomial dan memasukan fungsi FP-Growth dan dengan cara mencari fungsi FP-Growth di kolom

penarikan operators seperti gambar berikut:



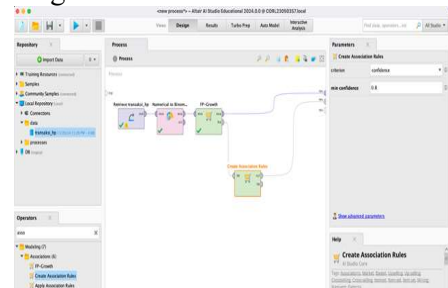
Gambar 6. Hasil Drag Data, Binomial, Dan FP-Growth

Setelah itu jalankan programnya maka data akan diubah kedalam bentuk binomial seperti pada gambar berikut:



Gambar 7. Hasil Binomial

Tahapan selanjutnya adalah memasukan fungsi Create Association Rule kedalam Main Process seperti pada gambar berikut:



Gambar 8. Create Association Rule Di Dalam Main Process

Kemudian tahapan setelah itu mengatur mulai minum support pada FP Growth dan nilai Confidence pada rapidminer. untuk penelitian ini akan menggunakan nilai minimum support

0.6 atau 60% dan nilai confidence 0.60 atau 60%

Hasil Pengujian

Setelah melewati rangkaian tahapan pengujian pada sistem sebelumnya, maka hasilnya dapat dilihat pada gambar dibawah ini.

No. of Set	Set	Support	Item 1	Item 2	Item 3
1	{S95}	0.503	Samsung		
1	{S93}	0.503	Vivo		
1	{S93}	0.503	Xiaomi		
1	{S97}	0.503	Samsung	Vivo	
1	{S96}	0.503	Samsung	Xiaomi	
1	{S97}	0.503	Samsung	Vivo	Xiaomi
1	{S95}	0.503	Samsung	Vivo	Xiaomi
1	{S96}	0.503	Samsung	Vivo	Xiaomi
1	{S97}	0.503	Samsung	Vivo	Xiaomi

Gambar 9. Hasil Minimum Support

Untuk melihat hasil Association Rule maka yang perlu dilakukan yaitu dengan mengklik Association rule yang seperti terlihat pada gambar dibawah ini.

No.	Itemset	Confidence	Support	Confidence	Gain	P-Value	LR
1	Samsung	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
2	Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
3	Xiaomi	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
4	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
5	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
6	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
7	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
8	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
9	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
10	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
11	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
12	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
13	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
14	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
15	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
16	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
17	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
18	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
19	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
20	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
21	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000
22	Samsung, Vivo	0.503	0.503	0.503	-1.718	0.000	1.000

Gambar 10. Hasil Association Rule

Association Rule

Memperlihatkan hasil dari kombinasi item set dengan keputusan dan nilai support beserta confidence. tahapan terakhir adalah melihat hasil akhir dengan mengklik menu Description dan dapat dilihat pada gambar dibawah ini :

Association Rules	Support	Confidence
[Samsung] --> [Vivo, Infinix] (confidence: 0.655)	0.655	0.655
[Vivo] --> [Infinix] (confidence: 0.679)	0.679	0.679
[Vivo] --> [Samsung, Infinix] (confidence: 0.679)	0.679	0.679
[Samsung, Vivo] --> [Infinix] (confidence: 0.704)	0.704	0.704
[Samsung] --> [Infinix] (confidence: 0.724)	0.724	0.724
[Samsung] --> [Vivo, Xiaomi] (confidence: 0.828)	0.828	0.828
[Vivo] --> [Samsung, Xiaomi] (confidence: 0.857)	0.857	0.857
[Samsung] --> [Xiaomi] (confidence: 0.862)	0.862	0.862
[Samsung, Vivo] --> [Xiaomi] (confidence: 0.889)	0.889	0.889
[Vivo] --> [Xiaomi] (confidence: 0.893)	0.893	0.893
[Infinix] --> [Vivo] (confidence: 0.905)	0.905	0.905
[Infinix] --> [Samsung, Vivo] (confidence: 0.905)	0.905	0.905
[Samsung, Infinix] --> [Vivo] (confidence: 0.905)	0.905	0.905
[Xiaomi] --> [Samsung, Vivo] (confidence: 0.923)	0.923	0.923
[Samsung] --> [Vivo] (confidence: 0.931)	0.931	0.931
[Samsung, Xiaomi] --> [Vivo] (confidence: 0.960)	0.960	0.960
[Vivo, Xiaomi] --> [Samsung] (confidence: 0.960)	0.960	0.960
[Xiaomi] --> [Samsung] (confidence: 0.962)	0.962	0.962
[Xiaomi] --> [Vivo] (confidence: 0.962)	0.962	0.962
[Vivo] --> [Samsung] (confidence: 0.964)	0.964	0.964
[Infinix] --> [Samsung] (confidence: 1.000)	1.000	1.000
[Vivo, Infinix] --> [Samsung] (confidence: 1.000)	1.000	1.000

Gambar 11. Association Rule Data Pembelian Millenium Ponsel

Berdasarkan pengujian menggunakan aplikasi Rapidminer maka rule yang diperoleh sesuai dengan ketentuan minimum support 0.6 atau 60% dan minimum confidence 60% dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Aturan	Support	Confidence
Jika membeli infinix dan vivo maka akan membeli samsung	68	100
Jika membeli infinix maka akan membeli samsung	61	100
Jika membeli xiaomi dan vivo maka akan membeli samsung	80	96
Jika membeli infinix maka akan membeli samsung	87	96
Jika membeli infinix maka akan membeli samsung	77	96
Jika membeli samsung maka akan membeli samsung	87	93
Jika membeli xiaomi maka akan membeli samsung dan vivo	77	92
Jika membeli samsung dan infinix maka akan membeli vivo	61	90
Jika membeli infinix maka akan membeli samsung dan vivo	61	90
Jika membeli infinix maka akan membeli Vivo	61	90
Jika membeli vivo maka akan membeli Xiaomi	80	89
Jika membeli Xiaomi maka akan membeli samsung	80	89
Jika membeli samsung maka akan membeli samsung	80	86
Jika membeli samsung maka akan membeli vivo dan xiaomi	77	83
Jika membeli samsung dan vivo maka akan membeli xiaomi	77	81
Jika membeli samsung dan xiaomi maka akan membeli vivo	77	81
Jika membeli vivo maka akan membeli samsung dan xiaomi	77	81
Jika membeli samsung maka akan membeli infinix	68	72
Jika membeli samsung dan vivo maka akan membeli infinix	61	70
Jika membeli vivo maka akan membeli samsung dan infinix	61	69
Jika membeli Vivo maka akan membeli Infinix	61	68
Jika membeli samsung maka akan membeli vivo dan infinix	61	66

V. Kesimpulan dan Saran Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan penelitian yang telah dilakukan maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Dalam Penggunaan metode algoritma Apriori dan FP-Growth untuk mengetahui pola pembelian pada Milenium Ponsel digunakan kerangka

kerja yang tersusun dari: Mengidentifikasi Masalah, Menganalisa Masalah, mempelajari literatur, Mengumpulkan data(data transaksi pembelian Millenium Ponsel), Menganalisa data dengan Algoritma Apriori dan FP-Growth, Merancang Skema, mengimplementasikan Algoritma Fp-growth dengan software Rapidminer, Menguji Hasil dan Menyimpulkan Hasil.

2. Rule yang dihasilkan dengan menggunakan metode Algoritma Apriori dan FP-Growth pada data penjualan Millenium Ponsel dengan minimum support 0,6 atau 60% dan confidence 60% adalah sebanyak 7 rule yang memenuhi minimum support dan confidence
3. Dengan pola-pola yang dihasilkan, pemilik Millenium Ponsel dapat meningkatkan persediaan stok sesuai dengan pola pembelian yang paling sering dipesan oleh pembeli. Dan untuk pembelian yang tidak muncul pada pola pembelian atau jarang dipesan oleh pembeli, pemilik dapat mengkombinasikannya dengan pola menu yang sering muncul (membuat paket promo)

Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan adapun saran adalah sebagai berikut :

1. Selanjutnya data-data yang akan diolah dapat menggunakan data tracer study yang lebih bervariasi.

2. Kedepannya penelitian dapat memakai kombinasi-kombinasi untuk minimum support dan minimum confidence yang beragam.

VI. Daftar Pustaka

- A. A. Hidayat, N. Hendrastuty, and Styawati, "Penerapan Algoritma Apriori Pada Apotek Shaqena Untuk Memprediksi Penjualan Berbasis Android," *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 4, no. 3, pp. 302–312, 2023.
- A. J. P. Sibarani, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 262–276, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.195.
- A. R. Riszky and M. Sadikin, "Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan," *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 7, no. 3, pp. 103–108, 2019, doi: 10.14710/jtsiskom.7.3.2019.103-108.
- B. Anwar, A. Ambiyar, and F. Fadhilah, "Application of the FP-Growth Method to Determine Drug Sales Patterns," *Sinkron*, vol. 8, no. 1, pp. 405–414, 2023, doi: 10.33395/sinkron.v8i1.12004.
- B. Sinaga, M. Marpaung, I. R. B. Tarigan, and K. Tania, "Implementation of Stock Goods Data Mining Using the Apriori Algorithm," *Sinkron*, vol. 8, no. 3, pp. 1280–1292, 2023, doi: 10.33395/sinkron.v8i3.12852.
- F. S. Amalia, S. Setiawansyah, and ..., "Analisis Data Penjualan

- Handphone Dan Elektronik Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Cv Rey Gasendra),” ... J. Telemat. ..., vol. 2, no. 1, pp. 1–6, 2021, [Online]. Available: <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/telefortech/article/view/1810>
- M. Saroh, “Penerapan Metode Apriori Dalam Menentukan Pola Penjualan Pada Toko Sembako Mandailing,” Technol. J. Ilm., vol. 13, no. 4, p. 316, 2022, doi: 10.31602/tji.v13i4.8043.
- N. Agustiani, D. Suhendro, W. Saputra, and S. Tunas Bangsa Pematangsiantar, “Penerapan Data Mining Metode Apriori Dalam Implementasi Penjualan Di Alfamart,” Pros. Semin. Nas. Ris. Dan Inf. Sci., vol. 2, pp. 300–304, 2020.
- R. Amelia and D. P. Utomo, “Analisa Pola Pemesanan Produk Modern Trade Independent Dengan Menerepakan Algoritma Fp. Growth (Studi Kasus: Pt. Adam Dani Lestari),” KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer), vol. 3, no. 1, pp. 416–423, 2019, doi: 10.30865/komik.v3i1.1622.
- S. Suhada, D. Ratag, G. Gunawan, D. Wintana, and T. Hidayatulloh, “Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada Ahass Cibadak,” Swabumi, vol. 8, no. 2, pp. 118–126, 2020, doi: 10.31294/swabumi.v8i2.8077.
- S. Z. Harahap and A. Nastuti, “Teknik Data Mining Untuk Penentuan Paket Hemat Sembako,” J. Ilm. Fak. Sains dan Teknol., vol. 7, no. 3, pp. 111–119, 2019.
- W. Cholil, A. R. Dalimunthi, and L. Atika, “Model Data Mining Dalam Mengidentifikasi Pola Laju Pertumbuhan Antar Sektor Ekonomi di Provinsi Sumatera Selatan dan Bangka Belitung,” Teknika, vol. 8, no. 2, pp. 103–109, 2019, doi: 10.34148/teknika.v8i2.181.
- Y. Andini et al., “Penerapan Data Mining Terhadap Tata Letak Buku,” J. Technol. Informatics Comput. Syst., vol. XI, no. 1, pp. 9–15, 2022.
- Y. Andini, J. T. Hardinata, and Y. P. Purba, “Penerapan Data Mining pada Tata Letak Buku Di Perpustakaan Sintong Bingei Pematangsiantar dengan Metode Apriori,” Jurasik (Jurnal Ris. Sist. Inf. dan Tek. Inform.), vol. 7, no. 1, p. 13, 2022, doi: 10.30645/jurasik.v7i1.410.