

Perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth dalam Menentukan Pola Penjualan Pupuk

Dhea Rachmawati¹, Yana Cahyana², Elsa Elvira Awal³, Sutan Faisal⁴

^{1,2,3,4} Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Buana Perjuangan Karawang, Indonesia

E-mail: ¹if20.dhearachmawati@mhs.ubpkarawang.ac.id, ²yanacahyana@ubpkarawang.ac.id,
³elsaelvira@ubpkarawang.ac.id, ⁴sutanfaisal@ubpkarawang.ac.id

Received : February, 2024	Accepted : April, 2024	Published : April, 2024
---------------------------	------------------------	-------------------------

Abstract

The series of components working to collect, store, manage and process is called an information system that aims to disseminate information as decision making in an organization. Information systems are very important in this era, by knowing the data we can make strategies in a business. For example, fertilizer needs in each region are certainly different, as a fertilizer business distributor must know the highest to lowest sales products in each region. Therefore, by utilizing the data mining method, which is a new information mining technique from data sets that aims to determine consumer buying patterns by increasing the number of products sold, sales companies need to think of various strategies to achieve this by using a priori Algorithm and FP-Growth Algorithm comparisons in fertilizer sales data in 2022 at PT. Pupuk Kujang. The results of this study, both algorithms produce Support with the highest value of 59% and Confidence with the highest value of 100%, but from the results of association rules the A priori algorithm produces 136 rules and the FP-Growth Algorithm produces 156 rules. It can be said that, FP-Growth Algorithm has better performance in terms of formation of association rule results when compared to a priori Algorithm. This study also utilizes Association Rules such as Cross-Selling and Up-Selling. In this association, businesses can implement effective cross-selling strategies, offer relevant additional products or upgrades to customers, so as to increase revenue on fertilizer sales at PT. Pupuk Kujang.

Keywords: Business, Association Rule, Apriori Algorithm, FP-Growth Algorithm.

Abstrak

Rangkaian komponen yang berkerja untuk mengumpulkan, menyimpan, mengelola dan memproses disebut sistem informasi yang bertujuan menyebarkan informasi sebagai pengambilan keputusan pada suatu organisasi. Sistem informasi sangatlah penting pada era ini, dengan mengetahui data dapat membuat strategi pada suatu bisnis. contohnya kebutuhan pupuk di setiap daerah tentunya berbeda-beda, sebagai distributor bisnis pupuk harus mengetahui produk penjualan tertinggi hingga terendah pada setiap daerah. Oleh karena itu dengan memanfaatkan metode data mining yaitu teknik penggalian informasi baru dari kumpulan data yang bertujuan untuk mengetahui pola pembelian konsumen dengan meningkatkan banyaknya produk terjual, perusahaan penjualan perlu memikirkan berbagai strategi untuk mencapai hal tersebut dengan menggunakan perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth dalam data penjualan pupuk pada tahun 2022 di PT. Pupuk Kujang. Hasil penelitian ini, pada kedua algoritma menghasilkan Support dengan nilai tertinggi 59% dan Confidence dengan nilai tertinggi 100%, namun dari hasil aturan asosiasi Algoritma Apriori menghasilkan 136 aturan dan Algoritma FP-Growth menghasilkan 156 aturan. Dapat dikatakan bahwa, Algoritma FP-Growth mempunyai kinerja yang lebih baik dalam hal pembentukan hasil aturan asosiasi bila dibandingkan dengan Algoritma Apriori. Dalam

penelitian ini juga memanfaatkan Association Rules seperti Cross-Selling dan Up-Selling. Pada asosiasi ini, bisnis dapat menerapkan strategi penjualan silang yang efektif, menawarkan produk tambahan atau peningkatan yang relevan kepada pelanggan, sehingga dapat meningkatkan pendapatan pada penjualan pupuk di PT. Pupuk Kujang.

Kata kunci: Bisnis, Association Rule, Algoritma Apriori, Algoritma FP-Growth.

1. PENDAHULUAN

Rangkaian komponen yang berkerja untuk mengumpulkan, menyimpan, mengelola dan memproses disebut sistem informasi yang bertujuan menyebarkan informasi sebagai pengambilan keputusan pada suatu organisasi. Sistem informasi berperan penting dalam mengembangkan suatu bisnis. Faktor kemajuan suatu organisasi bisnis sangat ditentukan oleh data-data yang berasal dari transaksi bisnis[1]. Data-data transaksi penjualan yang ada seringkali hanya sekedar arsip sehingga tidak dimanfaatkan secara maksimal. Faktanya, data ini berisi informasi berharga sebagai pengambil keputusan dan memperoleh pengetahuan baru tentang pola penjualan pupuk sehingga lebih terstruktur dan pada produk yang tidak terlalu diminati dapat dikurangi jumlah persediaannya ataupun dengan dilakukan program promosi bundling produk agar tercapai target penjualan[2].

PT Pupuk Kujang merupakan salah satu perusahaan pupuk di Indonesia. Sebagai BUMN di bidang industri pupuk berbahan kimia. Kapasitas produksi Urea sebanyak 570.000 ton/tahun dan Amoniak sebanyak 330.000 ton/tahun. PT Pupuk Kujang merupakan anak perusahaan dari BUMN Pupuk di Indonesia yaitu PT Pupuk Indonesia Holding Company.

Salah satu cara untuk memanfaatkan data sebagai sumber informasi adalah melalui teknik Data Mining. Teknik Data Mining merupakan penemuan pengetahuan baru dari database system informasi dengan menggunakan Algoritma tertentu[3]. Proses menganalisis dan validasi data yang dikumpulkan menggunakan teknik pengenalan pola disebut Data Mining. Data Mining yang bertujuan mengungkapkan aturan relasi antara sekumpulan Item dengan mempertimbangkan frekuensi data yang dapat digunakan perusahaan untuk mengembangkan strategi bisnis[4].

Pada Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth dalam pembentukan pola asosiasi studi kasus pada PT Pupuk Kujang untuk mencari nilai tertinggi dan ketepatan hasil terbaik pada pola pembelian produk. Pola yang sering terjadi adalah pola item

dalam data belanja yang frekuensinya melebihi ambang batas tertentu, yang dikenal dengan *minimal support*. Selain itu, tingkat keterkaitan yang tinggi antar item dalam aturan asosiasi disebut *minimal confidence*[5], [6]. Perbandingan dilakukan untuk pengujian rule menggunakan 2 pengujian yaitu hasil uji *lift ratio* dan evaluasi kinerja pada Algoritma bertujuan untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen, merencanakan strategi penjualan, atau menganalisis efektivitas strategi pemasaran[7].

Untuk memperjelas dan lebih memperdalam kelebihan dan manfaat penelitian ini, maka akan dijelaskan referensi penelitian terkait sebelumnya. Pada penelitian yang dilakukan Fathurrahman M, Pratama A, Al-Mudzakir T ialah market basket analysis dengan membandingkan Algoritma Apriori dan FP-Growth pada penjualan *bakery*. Hasil penelitian ini menentukan 2 itemset dapat dikatakan Algoritma FP-Growth dapat menghasilkan nilai confidence tertinggi (55,21%) "Jika membeli Pastry, maka membeli juga Coffe" dan sementara Algoritma Apriori menghasilkan pola kombinasi dengan confidence tertinggi (54,06%) "Jika membeli Alfajores, maka juga membeli Coffe. Pada penelitian ini belum adanya pengukuran hasil dari kinerja Algoritma tersebut[8].

Berikutnya penelitian Noviana R, Hermawan A, Avianto D, Penelitian ini menggunakan algoritma perbandingan antara Apriori dengan FP-Growth untuk analisis keranjang pasar untuk mengetahui perilaku pembelian konsumen. Penelitian ini menghasilkan dua kombinasi item set. Kombinasi pertama adalah ketika pembeli membeli yogurt dan sosis, Maka juga membeli susu. nilai *confidence* sebesar 25.58%, dan nilai *lift* sebesar 1.61986. Penelitian ini juga mengukur kecepatan komputasi pengolahan data makanan untuk analisis keranjang belanja. Kecepatan perhitungan pada Algoritma Apriori sebesar 3,1765 detik, dan pada Algoritma FP-Growth sebesar 0,15892 detik. Selisih kecepatan perhitungan antara Algoritma Apriori dan FP-Growth adalah 3,0176 detik [9].

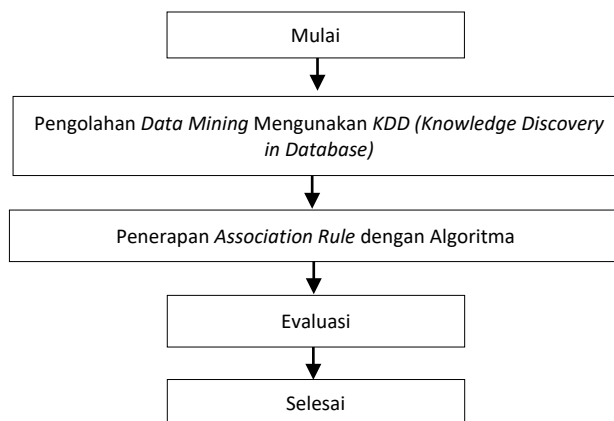
Terakhir rumusan penelitian disampaikan oleh Widyarini R, Suharso A, dan Solehudin A penelitian ini menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth pada association rule pengolahan data transaksi dalam menentukan promosi pake bunga. Menghasilkan bahwa Algoritma Apriori memperoleh 14 aturan asosiasi terbaik dan Algoritma FP-Growth memperoleh 8 aturan asosiasi terbaik, serta *lift ratio* memenuhi syarat. Dengan menggunakan tools rapidminer aturan asosiasi yang dihasilkan oleh lama nya waktu eksekusi yaitu Algoritma Apriori lebih cepat dibandingkan dengan Algoritma FP-Growth[10].

Berdasarkan uraian penelitian yang telah dilakukan, dapat dikatakan bahwa analisis pada pola penjualan dapat digunakan. Maka dari itu,

penelitian ini dilakukan dengan menerapkan perbandingan Algoritma Apriori dan FP-Growth terhadap penjualan pupuk menggunakan metode Data Mining untuk mengetahui pola pembelian konsumen, perencanaan strategis penjualan dan analisis pemasaran terhadap kumpulan *database* yang diharapkan dapat dimanfaatkan lebih lanjut oleh perusahaan.

2. METODE PENELITIAN

Gambar 1 menunjukan diagram alir penelitian yang dilakukan dengan pengelolaan *Data Mining* menggunakan *KDD (Knowledge Discovery in Database)*, penerapan *association rule* dengan Algoritma dan terakhir evaluasi.

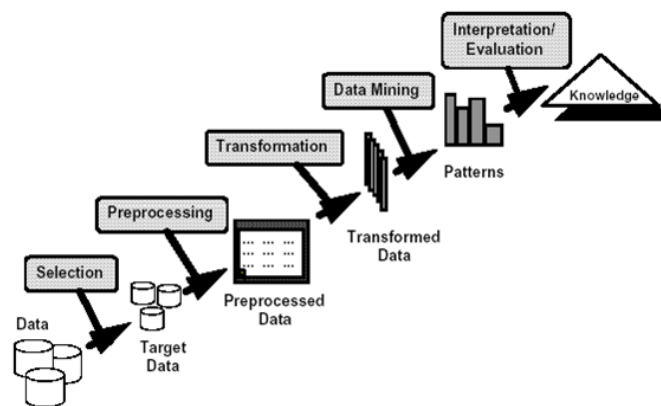


Gambar 1. Flowchart pada Penelitian

2.1 Pengolahan Data Mining Menggunakan KDD

Knowledge Discovery in Database melibatkan hasil proses *Data Mining* (mengekstraksi tren pola data)

dan secara akurat mengubah hasil tersebut menjadi informasi yang dapat dimengerti [11], [12]. Proses *KDD (Knowledge Discovery in Database)* dapat dijelaskan sebagai berikut :



Gambar 2. Tahapan *Knowledge Discovery in Database*
[Sumber : dosbing.id]

Selection

Pengumpulan data berdasarkan data transaksi penjualan harian PT. Pupuk Kujang pada tahun

2022. Gambar 3 terdapat *dataset* yaitu: 3.789 baris dan 8 kolom, yang digunakan pada periode bulan Januari 2022 sampai Desember 2022.

	BillNo	ITEMNAME	QUANTITY	DATE	PRICE	CUSTOMERID	COUNTRY
0	3280204078	Urea PRL NS @25 KG Nitrea	5	1/3/2022	9213636	1027	GARUT
1	3280204078	Urea PRL NS @25 KG Nitrea	5	1/3/2022	9190909	1027	GARUT
2	3280204084	@50KG 15-9-20 OPTIMA NITROKU	1	1/3/2022	8363636	1076	SERANG
3	3280204078	Urea PRL NS @50 KG Nitrea	6	1/3/2022	9168182	1027	GARUT
4	3280204087	@50KG 15-9-20 OPTIMA NITROKU	35	1/3/2022	8181818	1059	NGANJUK
...
3784	3280252752	NPK @25KG 30-6-8 BLD NS	2	12/27/2022	8198198	1086	SUKABUMI
3785	3280252753	Urea PRL NS @5 KG Nitrea	20	12/27/2022	8189189	1013	BOGOR
3786	3280252754	Urea PRL NS @5 KG Nitrea	10	12/27/2022	8189189	1002	BANDUNG BARAT
3787	3280252778	Urea PRL NS @50 KG Nitrea	20	12/27/2022	8054054	1012	BLORA
3788	3280252785	NPK @25KG 30-6-8 BLD NS	7	12/27/2022	8018018	1095	TEMANGGUNG

3789 rows x 7 columns

Gambar 3. Dataset

Preprocessing

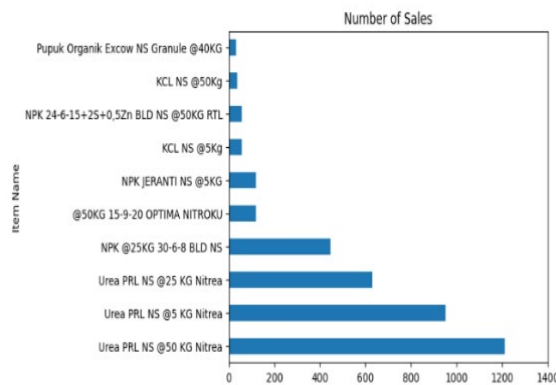
Pre-processing data terdapat duplikat pada data sebanyak 11 data yang akan dihapus pada data duplikat tersebut, mengubah data kolom BillNo dan CustomerID menjadi Object, menghapus transaksi kredit BillNo 'C', memeriksa data yang tidak konsisten, memperbaiki kesalahan data, melakukan pencetakan pada data dan pelaksanaan proses pengayaan pada data, yaitu proses memperkaya data yang ada dengan data atau informasi lain yang relevan.

Proses transformasi data terpilih ke dalam bentuk mining prosedur, dengan menggabungkan data dengan menggunakan *pivot tabel* pada *data frame* yang di filter. Agar pada saat dilakukan pemrosesan data dapat menghasilkan data dengan sesuai.

Data Mining

Tahap pengolahan *Data Mining* menggunakan elemen visual seperti grafik untuk mempresentasikan jumlah pencapaian pada data yang akan diolah sebagai informasi sebagai berikut:

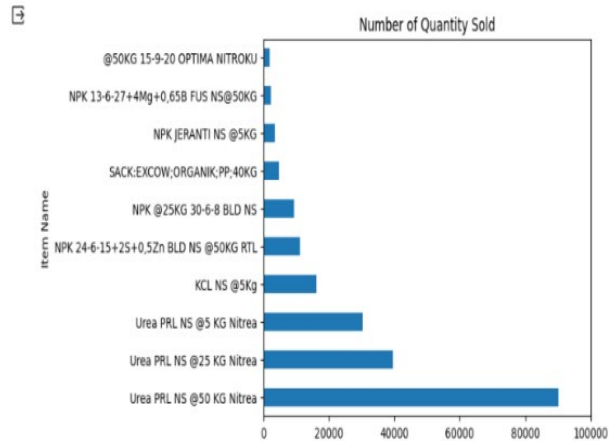
Transformation



Gambar 4 Penjualan Paling Banyak Berdasarkan Items

Gambar 4 diketahui bahwa item dari beberapa produk memiliki nilai jual dengan item produk yang

paling banyak hingga mencapai kurang lebih 1.400 banyaknya pada jumlah *items name* pada produk.



Gambar 5 Penjualan Paling Banyak Berdasarkan Jumlah Produk

Gambar 5 diketahui bahwa quantity dari beberapa produk memiliki nilai jual yang paling banyak hingga mencapai kurang lebih 100.000 banyaknya pada jumlah *quantity* produk.

Interpretation

Penelitian ini dilakukan untuk menemukan aturan asosiasi antara suatu kombinasi itemset, dengan pengelolaan data transaksi berikut dapat dilihat pola penjualan produk yang sering dibeli dan jarang dibeli oleh konsumen. Berdasarkan pola tersebut Perusahaan tentunya dapat mengembangkan strategi bisnis, baik untuk keperluan promosi pemasaran, menyusun aturan kebijakan, dan lainnya.

2.2 Penerapan Association Rule dengan Algoritma

Metode asosiasi ditemukan berhubungan pada items produk satu dan items produk lain dalam database disebut *frequent itemset* yang belum dianalisis oleh sistem informasi sebelumnya[13]. *Association rule* adalah bentuk jika “kejadian sebelumnya” kemudian “konsekuensinya” (*IF antecedent, THEN consequent*)[14]. Menentukan suatu aturan asosiasi, terdapat ukuran kepentingan yang dilakukan dari hasil pengolahan data perhitungan tertentu. Pada Algoritma yang digunakan dalam aturan asosiasi, yaitu :

Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah Algoritma pengambilan data dengan aturan kombinasi yang

menentukan hubungan pengikatan kombinasi item [15]. Saat mencari kombinasi item dalam *database* yang memenuhi persyaratan nilai dukungan *minimum*. Nilai *support* sebuah item dapat dicari dengan menggunakan rumus sebagai berikut: Nilai *support* dari 1 item, pada persamaan (1) rumus seperti berikut:

$$Support(A) = \frac{Transaksi\ A}{Total\ Transaksi} \times 100\% \quad (1)$$

Nilai *support* dari 2 item, pada persamaan (2) rumus seperti berikut:

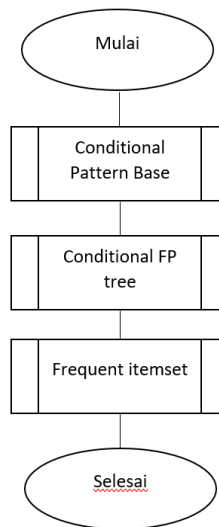
$$Support(AB) = \frac{P(AB)}{Transaksi} \times 100\% \quad (2)$$

Nilai *confidence* dari aturan A B diperoleh pada persamaan (3) rumus berikut:

$$Confidence = P(A) = \frac{Transaksi\ A\ dan\ B}{Transaksi\ A} \times 100\% \quad (3)$$

Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth merupakan pengembangan lebih lanjut dari Algoritma Apriori. Algoritma *frequent pattern growth* (FP-Growth) merupakan Algoritma alternatif yang dapat digunakan untuk menentukan kumpulan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam suatu kumpulan data [16]. Algoritma FP-Growth memiliki tahap-tahap yang perlu dilakukan untuk mencapai hasil yang maksimal yaitu[17]:



Gambar 6. Flowchart FP-Growth

1. Tahapan *Conditional pattern base*.

Conditional Pattern Base merupakan sub *database* yang berisi lintasan *prefix* dan pola akhiran. Pembangkitan *conditional pattern base* didapatkan melalui FP-tree yang telah dibangun sebelumnya.

2. Tahap *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 sama dengan *minimum support count* akan dibangkitkan dengan conditional FPtree.

3. Tahapan *Frequent itemset*

Apabila *Conditional FP-tree* merupakan lintasan tunggal (*single path*), maka didapatkan *frequent itemset* dengan melakukan kombinasi item untuk setiap *conditional FP-tree*. Jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan FP-Growth

secara rekursif.

2.3 Evaluasi

Pada tahap ini dilakukan proses pengujian metode untuk melihat apakah mampu membentuk pengetahuan baru dan berapa lama waktu yang dibutuhkan algoritma untuk menghasilkan *frequent itemset*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Support (nilai penunjang) adalah kombinasi *item* dari *database* dan syarat *minimum* yang diperlukan *confidence* (nilai kepastian) Ini adalah hubungan yang kuat antar elemen dalam suatu aturan asosiasi untuk menentukan persyaratan *minimum support* (nilai penunjang)[18], [19].

3.1 Pembentukan 1 Itemset

Pada Algoritma Apriori pembentukan 1 *itemset* dengan nilai tertinggi 59% yaitu Urea PRL NS @5 Kg Nitrea menghasilkan 56 aturan.

Tabel 1: Pembentukan 1 *itemset* pada Algoritma Apriori

support	itemsets
59%	(Urea PRL NS @5 KG Nitrea)
37%	(Urea PRL NS @50 KG Nitrea)
32%	(Urea PRL NS @25 KG Nitrea)
30%	(NPK @25KG 30-6-8 BLD NS)
18%	(@50KG 15-9-20 OPTIMA NITROKU)

Pada Algoritma FP-Growth pembentukan 1 *itemset* dengan nilai tertinggi 59% yaitu Urea PRL NS @5 Kg Nitrea menghasilkan 56 aturan.

Tabel 2: Pembentukan 1 *itemset* pada Algoritma FP-Grow

support	itemsets
59%	(Urea PRL NS @5 KG Nitrea)
37%	(Urea PRL NS @50 KG Nitrea)
32%	(Urea PRL NS @25 KG Nitrea)
30%	(NPK @25KG 30-6-8 BLD NS)
18%	(@50KG 15-9-20 OPTIMA NITROKU)

3.2 Pembentukan 2 Itemset

Pada Algoritma Apriori pembentukan 2 itemset dengan nilai confidence tertinggi 100% yaitu Jika membeli (NPK JERANTI NS @1KG, Urea PRL NS @5 KG Nitrea) , maka membeli (NPK JERANTI NS @5KG) dan nilai terendah 2% menghasilkan 136 aturan.

Tabel 3: Pembentukan 2 *itemset* pada Algoritma Apriori

row	antecedents	consequents	confidence
74	(NPK JERANTI NS @1KG, Urea PRL NS @5 KG Nitrea)	(NPK JERANTI NS @5KG)	100%
41	(@50KG 15-9-20 OPTIMA NITROKU, NPK JERANTI NS ...)	(Urea PRL NS @5 KG Nitrea)	100%
61	(NPK JERANTI NS @1KG)	(NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, NPK JERANTI NS @5KG)	100%
58	(NPK JERANTI NS @1KG, NPK JERANTI NS @5KG)	(NPK @25KG 30-6-8 BLD NS)	100%
57	(NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, NPK JERANTI NS @1KG)	(NPK JERANTI NS @5KG)	100%
...
55	(Urea PRL NS @5 KG Nitrea)	(NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, NPK 24-6-15+2S+0,5Zn...)	2%
66	(Urea PRL NS @5 KG Nitrea)	(NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, NPK JERANTI NS @1KG)	2%
81	(Urea PRL NS @5 KG Nitrea)	(Urea PRL NS @50 KG Nitrea, NPK JERANTI NS @5KG)	2%
78	(Urea PRL NS @5 KG Nitrea)	(NPK JERANTI NS @1KG, NPK JERANTI NS @5KG)	2%
134	(Urea PRL NS @5 KG Nitrea)	(NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, Urea PRL NS @50 KG N...)	2%
136 rows x 10 columns			

Pada Algoritma FP-Growth pembentukan 2 itemset dengan nilai confidence tertinggi 100% yaitu Jika membeli (NPK JERANTI NS @1KG) maka membeli (NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, Urea PRL NS @5 KG Nitrea), dan nilai terendah 2% menghasilkan 156 aturan.

Tabel 4: Pembentukan 2 *itemset* pada Algoritma FP-Growth

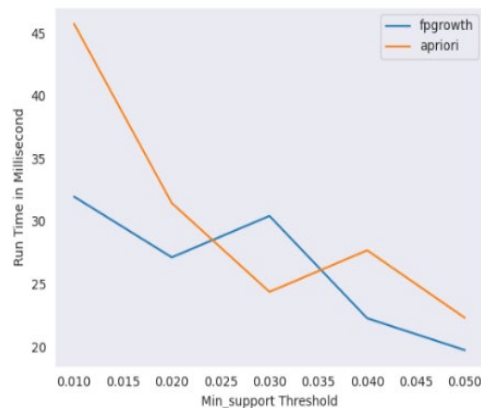
row	antecedents	consequents	confidence
155	(NPK JERANTI NS @1KG)	(NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, Urea PRL NS @5 KG Ni...	100%
130	(NPK JERANTI NS @1KG, Urea PRL NS @5 KG Nitrea)	(NPK JERANTI NS @5KG)	100%
55	(@50KG 15-9-20 OPTIMA NITROKU, NPK JERANTI NS ...	(Urea PRL NS @5 KG Nitrea)	100%
56	(NPK JERANTI NS @5KG, Urea PRL NS @5 KG Nitrea...	(@50KG 15-9-20 OPTIMA NITROKU)	100%
69	(NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, @50KG 15-9-20 OPTIMA...	(Urea PRL NS @5 KG Nitrea)	100%
...
123	(Urea PRL NS @5 KG Nitrea)	(NPK JERANTI NS @1KG)	2%
66	(Urea PRL NS @5 KG Nitrea)	(@50KG 15-9-20 OPTIMA NITROKU, NPK JERANTI NS ...	2%
140	(Urea PRL NS @5 KG Nitrea)	(NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, NPK JERANTI NS @1KG)	2%
101	(Urea PRL NS @5 KG Nitrea)	(NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, KCL NS @5Kg)	2%
90	(Urea PRL NS @5 KG Nitrea)	(Urea PRL NS @50 KG Nitrea, NPK JERANTI NS @5KG)	2%

156 ws × 10 columns columns

3.3 Perbandingan Algoritma

Gambar 5 Menampilkan data perbandingan antara Algoritma Apriori dengan Algoritma FP-Growth memiliki Nilai $X \pm 30$ Run Time in Millisecond dan Nilai *Minimum Support Threshold* dengan nilai

$Y=0.050$. Pada evaluasi grafik berikut, Algoritma FP-Growth dapat dikatakan mempunyai kinerja yang lebih baik dalam pembentukan hasil aturan asosiasi bila dibandingkan dengan Algoritma Apriori.



Gambar 5. Perbandingan Algoritma

3.4 Strategi Rekomendasi

Strategi rekomendasi yang diperbarui berfokus pada identifikasi item teratas dan memilih satu produk yang direkomendasikan untuk masing-masing item tersebut. Penyesuaian ini bertujuan untuk mengoptimalkan strategi up selling dengan menyarankan berbagai upgrade atau produk tambahan kepada pelanggan, sehingga

menghasilkan rekomendasi yang lebih menarik dan bervariasi. Dapat memastikan bahwa rekomendasi upselling tidak berulang kali menyarankan produk yang sama kepada pelanggan. Pendekatan ini meningkatkan variasi rekomendasi produk dan meningkatkan peluang keberhasilan *cross-selling* dan *upselling*.

Cross-Selling

Tabel 5: Rekomendasi *Cross-Selling*

Cross-Selling Recommendations:
Pelanggan yang membeli 'NPK 24-6-15+2S+0,5Zn BLD NS @50KG RTL' juga membeli 'Urea PRL NS @50 KG Nitrea'.
Pelanggan yang membeli 'KCL NS @5Kg' juga membeli 'Urea PRL NS @5 KG Nitrea'.
Pelanggan yang membeli 'NPK JERANTI NS @5KG' juga membeli 'Urea PRL NS @25 KG Nitrea'.
Pelanggan yang membeli 'NPK JERANTI NS @5KG' juga membeli 'NPK @25KG 30-6-8 BLD NS'.
Pelanggan yang membeli 'KCL NS @5Kg' juga membeli '@50KG 15-9-20 OPTIMA NITROKU'.
Pelanggan yang membeli 'NPK JERANTI NS @1KG' juga membeli 'NPK JERANTI NS @5KG'.
Pelanggan yang membeli 'NPK JERANTI NS @1KG' juga membeli 'NPK @25KG 30-6-8 BLD NS'.
Pelanggan yang membeli 'NPK JERANTI NS @1KG' juga membeli 'Urea PRL NS @5 KG Nitrea'.
Pelanggan yang membeli 'NPK JERANTI NS @5KG' juga membeli 'Urea PRL NS @5 KG Nitrea'.

Up-Selling

Tabel 6: Rekomendasi *Up-Selling*

Up-Selling Recommendations:
Bagi pelanggan yang membeli 'NPK JERANTI NS @1KG', merekomendasikan peningkatan berikut : NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, NPK JERANTI NS @5KG.
Bagi pelanggan yang membeli 'NPK JERANTI NS @1KG', merekomendasikan peningkatan berikut : NPK JERANTI NS @5KG, Urea PRL NS @5 KG Nitrea.
Bagi pelanggan yang membeli 'NPK JERANTI NS @1KG', merekomendasikan peningkatan berikut : NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, Urea PRL NS @5 KG Nitrea.
Bagi pelanggan yang membeli 'NPK JERANTI NS @1KG', merekomendasikan peningkatan berikut : NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, Urea PRL NS @5 KG Nitrea, NPK JERANTI NS @5KG.

Top-Upselling

Tabel 7: Rekomendasi *Top-Upselling*

Top_Upselling Recommendations:
Bagi pelanggan yang membeli 'NPK JERANTI NS @1KG', merekomendasikan peningkatan berikut : NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, NPK JERANTI NS @5KG.
Bagi pelanggan yang membeli 'NPK 24-6-15+2S+0,5Zn BLD NS @50KG RTL', merekomendasikan peningkatan berikut : NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, Urea PRL NS @5 KG Nitrea.
Bagi pelanggan yang membeli '@50KG 15-9-20 OPTIMA NITROKU', merekomendasikan peningkatan berikut : NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, Urea PRL NS @5 KG Nitrea.
Bagi pelanggan yang membeli 'NPK JERANTI NS @5KG', merekomendasikan peningkatan berikut : @50KG 15-9-20 OPTIMA NITROKU, Urea PRL NS @5 KG Nitrea.
Bagi pelanggan yang membeli 'KCL NS @5Kg', merekomendasikan peningkatan berikut : NPK @25KG 30-6-8 BLD NS, Urea PRL NS @5 KG Nitrea.

4. KESIMPULAN

Setelah dilakukannya pengolahan data mendapatkan hasil *frequent itemset* yang memiliki *support* ≥ 0.5 , tahap selanjutnya adalah menentukan *Association Rules* dari *itemset* dan frekuensi yang telah ditentukan. Pada penelitian ini, hasil penggunaan pada Algoritma Apriori yaitu nilai *support* tertinggi 59% dan nilai *confidence* tertinggi 100% dengan menghasilkan asosiasi terbaik sebanyak 136 aturan. Sedangkan, pada Algoritma FP-Growth yaitu nilai *support* tertinggi 59% dan nilai *confidence* tertinggi 100% dengan menghasilkan asosiasi terbaik sebanyak 156 aturan. Namun, pada kinerja perbandingan antara Algoritma Apriori dengan Algoritma FP-Growth. Algoritma FP-Growth memiliki hasil kinerja lebih cepat daripada Algoritma Apriori dengan nilai $X \pm 30$ *Run Time in Millisecond* dan Nilai *Minimum Support Threshold* dengan nilai $Y=0.050$. Dengan begitu, dapat dikatakan Algoritma FP-Growth lebih baik dalam pembentukan hasil aturan asosiasi bila dibandingkan dengan Algoritma Apriori.

Selain itu, penelitian ini juga memberikan pemahaman rekomendasi *cross-selling* dan *up-selling*, dengan fokus pada mengidentifikasi peningkatan produk yang sesuai atau alternatif yang lebih mahal bagi pelanggan, dengan mempertimbangkan salah satu rekomendasi produk untuk setiap item teratas. Analisis aturan asosiasi menawarkan wawasan berharga untuk sebuah strategi pemasaran, rekomendasi produk, strategi penjualan silang, dan pengoptimalan proses membuat keputusan berdasarkan data, meningkatkan kepuasan pelanggan, meningkatkan kampanye pemasaran, dan mendorong pertumbuhan bisnis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Ifa, J. Arief, "Analisis Perbandingan Algoritma Apriori Dan FP-Growth Dalam Pembentukan Pola Asosiasi Keranjang Belanja Pelanggan," (Jurnal Ilmiah Komputer) Loktabat – Banjarbaru Vol. 18, No. 2, 2022.
- [2] F. A. Saputra and A. Iskandar, "Data Mining Penerapan Asosiasi Apriori Dalam Penentuan Pola Penjualan," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, Jakarta vol. 4, no. 4, pp. 778–788, 2023..
- [3] R. Saputra and A. J. P. Sibarani, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat," (*Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*) DKI Jakarta, 2020.
- [4] F. Prasetyo and H. Hasugian, "ANALISIS POLA PEMBELIAN PRODUK MAKANAN MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK STRATEGI PENJUALAN," (*Indonesia Journal Information System*), Jakarta, 2023.
- [5] H. Rohul Meisa Tambun and J. Sistem Informasi Fakultas Sains dan Teknologi UIN Suska Riau, "RANCANG BANGUN APLIKASI DATA MINING UNTUK MENAMPILKAN INFORMASI TINGKAT KELULUSAN MAHASISWA DENGAN ALGORITMA APRIORI," (*Jurnal Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*), Riau vol. 1, no. 1, pp. 31–38, 2015.
- [6] Sonhaji and Sri Hartati, "Penerapan Algoritma Apriori pada Data Transaksi Penjualan Produk Wings untuk Membantu Strategi Pemasaran," (*Jurnal Cakrawala Informasi*), Universitas Bhamada Slawi, vol. 3, no. 1, pp. 42–51. 2023.
- [7] A. Anggrawan, M. Mayadi, and C. Satria, "Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth," (*MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*) Universitas Bumigora, Indonesia, vol. 21, no. 1, pp. 125–138, 2021.
- [8] M. Fathurrahman, A. Rizky Pratama, T. Al-Mudzakir, and U. Buana Perjuangan, "Perbandingan Algoritma Apriori Dan Fp Growth Terhadap Market Basket Analysis Pada Data Penjualan Bakery," *KESATRIA: Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer & Manajemen)*, Karawang, 2023.
- [9] R. Noviana, A. Hermawan, and D. Avianto, "Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori dan FP Growth untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen," (*JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*) Sleman, Indonesia Volume 7, Nomor 3, page. 1474–1482, 2023.
- [10] R. D. Widayari, A. Suharso, A. Solehudin, J. H. S. Ronggowaluyo, and T. T. Karawang, "ASSOCIATION RULE PENGOLAHAN DATA TRANSAKSI TOKO BUNGA MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DAN FP-GROWTH UNTUK MENENTUKAN PROMOSI PAKET BUNGA (STUDI KASUS: FILLEA FLORIST)," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik*

- Informatika), Telukjambe Timur Karawang, 2023.
- [11] R. Lorentiana Wijayanti, R. Kurniawan, R. Herdiana, and H. Susana, "KOMPARASI ALGORITMA APRIORI DAN FP-GROWTH UNTUK MEMBERIKAN STRATEGI DISKON," (JURNAL SAINS DAN SENI ITS), Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2024.
- [12] L. Arliana Nur Kadim, "PENERAPAN ALGORITMA APRIORI MENENTUKAN KORELASI DATA PENJUALAN PUPUK (STUDI KASUS : PT. KARUNIA ROTORINDO TANI)," (*Jurnal Manajemen Informatika*) Jayakarta, vol. 3, pp. 292–301, 2023.
- [13] A. H. Widyadhini, B. M. Wibawa, D. S. Ardiantono. "Implementasi Market Basket Analysis terhadap Strategi Pemasaran Produk: Studi Kasus PT. Petrokimia Gresik", (JURNAL SAINS DAN SENI ITS), Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), S Vol. 10, No. 1, 2021.
- [14] H. F. Dewi, H. H. Handayani, J. Indra, T. Informatika, U. Buana, and P. Karawang, "IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI TERHADAP MARKET BASKET ANALYSIS PADA DATA PENJUALAN RETAIL," JINTEKS (Jurnal Informatika Teknologi dan Sains), Karawang, 2022.
- [15] N. F. Hasan, R. Hammad, D. E. Profesi, and K. Kusriani, "Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Kombinasi Paket Produk Pertanian Menggunakan Algoritma Apriori," (*Eksplora Informatika*), Yogyakarta, Indonesia vol. 9, no. 1, pp. 38–49, 2019.
- [16] S. Monalisa and A. Septia Roza, "Penerapan Association Rules untuk Elemen Cross Selling Pada Sistem Informasi Customer Development Implementation of Association Rules for Cross Selling on Customer Development Information system." (Techno.COM), Riau, 2021.
- [17] H. Mawengkang and E. Budhiarti Nababan, "PENGEMBANGAN ALGORITMA APRIORI UNTUK PENGAMBILAN KEPUTUSAN THE DEVELOPMENT APRIORI ALGORITHM FOR DECISION-MAKING," (JURNAL TEKNOLOGI INFORMASI DAN KOMUNIKASI), Medan, 2015.
- [18] B. Mohammad, "ALGORITMA ASOSIASI DENGAN ALGORITMA APRIORI UNTUK ANALISA DATA PENJUALAN", (Jurnal Pilar Nusa Mandiri) Jakarta, 2016.
- [19] A. Ardianto and D. Fitriani, "Penerapan Algoritma FP-Growth Rekomendasi Trend Penjualan ATK Pada CV. Fajar Sukses Abadi," (*Jurnal Telekomunikasi dan Komputer*), Jakarta, vol. 9, no. 1, p. 49, 2019.