



Penerapan *Data Mining* Algoritma *FP-Growth* dalam Penjualan Ikan Laut

Rizqi Hanafi Parapat*¹, Yusuf Ramadhan Nasution²

*^{1,2}Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia

*Email Penulis Korespondensi: rizqihanafi01@gmail.com

Abstrak

Perdagangan ikan laut memainkan peran penting dalam mendukung kebutuhan pangan dan ekonomi di banyak Negara, termasuk Indonesia. Seiring dengan pertumbuhan dan kompleksitas perdagangan ikan laut, telah terjadi peningkatan volume data penjualan yang luar biasa. Pengolahan dan analisis data penjualan ikan laut yang semakin besar dan kompleks menjadi tantangan bagi pelaku industri, karena informasi yang relevan dan akurat penting dalam mengambil keputusan bisnis yang tepat. Algoritma *FP-Growth* adalah algoritma alternatif dapat digunakan untuk menentukan kumpulan data yang paling sering muncul dalam kumpulan data. Algoritma *FP-Growth* menggunakan konsep *tree building*, yang biasanya disebut *FP-Tree*, dalam mencari set item yang sering alih-alih menggunakan pembuatan kandidat seperti yang dilakukan pada algoritma *Apriori*. Dengan menerapkan data mining dengan algoritma *FP Growth* dalam penjualan ikan laut, penelitian ini akan mengeksplorasi potensi besar yang terkandung dalam data penjualan ikan laut yang ada, sehingga dapat memberikan manfaat yang signifikan bagi pelaku industri perikanan dan masyarakat luas. Berdasarkan hasil penelitian mengenai analisis pola penjualan produk ikan laut di PT Subur Mekar Abadi dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* menunjukkan bahwa dapat digunakan untuk mengoptimalkan manajemen stok produk, meningkatkan strategi pemasaran, dan memberikan pelayanan yang lebih baik kepada konsumen. Wawasan yang diperoleh untuk mengantisipasi kebutuhan konsumen dan menjaga ketersediaan produk yang diminati.

Kata Kunci—data mining, *FP-Growth*, penjualan, ikan

Abstract

Marine fish trade plays an important role in supporting food and economic needs in many countries, including Indonesia. Along with the growth and complexity of the marine fish trade, there has been a tremendous increase in the volume of sales data. Processing and analyzing marine fish sales data which is increasingly large and complex is a challenge for industry players, because relevant and accurate information is important in making the right business decisions. The *FP-Growth* algorithm can be applied to determine the data sets that appear most frequently in a data set. The *FP-Growth* algorithm uses the concept of *tree building*, which is usually called *FP-Tree*, in searching for sets of frequent items instead of using candidate generation as is done in the *Apriori* algorithm. By applying data mining with the *FP Growth* algorithm in marine fish

sales, this research will explore the great potential contained in existing marine fish sales data, so that it can provide significant benefits for fishing industry players and the wider community. Based on the results of research regarding analysis of sales patterns of marine fish products at PT Subur Mekar Abadi using the FP-Growth algorithm, it shows that it can be used to optimize product stock management, improve marketing strategies, and provide better service to consumers. Insights gained to anticipate consumer needs and maintain the availability of products in demand.

Keywords— data mining, FP-Growth, sales, fish

1. PENDAHULUAN

Ikan penting dalam kehidupan sehari-hari karena merupakan sumber protein. Setiap ibu rumah tangga membutuhkan ikan sebagai lauk untuk sarapan. Ikan bisa ditemukan di pasar, setiap ibu rumah tangga tidak selalu memiliki rumahnya yang dekat dengan pasar sehingga hal ini menyulitkan ibu rumah tangga yang dari pasar. Biasanya pedagang ikan keliling menjual berbagai jenis ikan dan kemudian menjualnya ke rumah-rumah untuk memenuhi kebutuhan rumah tangga orang lain. Dengan berjualan, akan mendapatkan keuntungan dengan berbagai strategi penjualan, lokasi yang strategis, pelayanan yang baik dan harga yang tidak jauh dari pasar [1].

Ikan laut merupakan ikan yang semua atau separuh dari daur hidupnya berada dalam air. Maka ikan ini dijaga sesuai dengan peraturan perundang-undangan antara lain telur, bagian badan dan hasil keturunannya. Maka dapat disimpulkan bahwa ikan laut merupakan salah satu makhluk hidup yang terdapat di air dan sangat penting bagi kehidupan sehari-hari karena merupakan sumber protein bagi tubuh manusia [2].

Perdagangan ikan laut memainkan peran penting dalam mendukung kebutuhan pangan dan ekonomi di banyak Negara, termasuk Indonesia. Sebagai salah satu negara kepulauan terbesar di dunia, Indonesia memiliki sumber daya laut yang melimpah, menjadikan perdagangan ikan laut sebagai sektor strategis dalam industri perikanan [3]. Namun, seiring dengan pertumbuhan dan kompleksitas perdagangan ikan laut, telah terjadi peningkatan volume data penjualan yang luar biasa. Data ini mencakup berbagai informasi, seperti jenis ikan yang diperdagangkan, wilayah distribusi, harga, ketersediaan stok, serta preferensi dan perilaku konsumen. Pengolahan dan analisis data penjualan ikan laut yang semakin besar dan kompleks menjadi tantangan bagi pelaku industri, karena informasi yang relevan dan akurat sangat penting dalam mengambil keputusan bisnis yang tepat [4].

Dalam menghadapi tantangan tersebut, teknologi penambangan data telah menjadi solusi yang efektif untuk mengolah *big data* dan mendapatkan wawasan berharga dari data tersebut. Penambangan data adalah metode ilmiah yang mencakup serangkaian teknik untuk mengeksplorasi, menganalisis, dan menemukan pola tersembunyi dan informasi berharga dari data. Salah satu algoritma penambangan data yang populer dan efisien adalah algoritma *FP Growth*. Algoritma ini memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi pola asosiasi dalam data penjualan ikan laut yang berulang, seperti pola pembelian yang sering dibuat bersama atau asosiasi antara jenis ikan tertentu dan preferensi konsumen [5].

Data mining adalah proses penggalian informasi dengan mencari pola dan hubungan yang ditemukan dalam data dalam jumlah besar. *Data mining* atau sering disebut dengan *discovery* pengetahuan dalam database (KDD) adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan dan penggunaan data historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam data besar. Output *Data Mining* dapat digunakan untuk membantu menciptakan waktu yang tepat untuk membuat laporan keuangan [6].

Algoritma *FP-Growth* adalah algoritma alternatif yang dapat digunakan untuk menentukan kumpulan data yang paling sering muncul dalam kumpulan data. Algoritma *FP-Growth* menggunakan konsep bangunan tree, juga dikenal sebagai FP-Tree, untuk menemukan item yang muncul secara acak dengan menggunakan proses yang mirip dengan algoritma Apriori.

Dengan menggunakan prinsip ini, algoritma *FP-Growth* lebih cepat daripada algoritma Apriori [7].

Dengan memanfaatkan *data mining* dan algoritma *FP Growth* dalam menganalisis penjualan ikan laut, diharapkan akan tercipta pemahaman yang lebih dalam tentang tren penjualan, pola pembelian, dan preferensi konsumen. Informasi ini akan menjadi nilai tambah bagi pelaku industri perikanan dalam merumuskan strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran, mengoptimalkan manajemen stok, dan meningkatkan daya saing produk ikan laut di pasar global [8]. Dengan lebih memahami pola penjualan ikan laut, pelaku industri dapat meningkatkan efisiensi dalam rantai pasokan, mengurangi limbah, dan menanggapi kebutuhan pasar dengan lebih cepat dan akurat [9].

Penelitian yang dilakukan oleh [10] karena kemampuannya dalam mengenali kombinasi item, *Data Mining* dengan *Algoritma FP-Growth* dapat diimplementasikan menggunakan database penelitian database. Dengan demikian, informasi tersebut dapat membantu menyusun strategi pemasaran yang ditujukan kepada konsumen. Penggunaan algoritma *FP-Growth Method Association Rule* dengan parameter *support* dan *confidence* dapat digunakan untuk menentukan item terlaris guna meningkatkan penjualan. Menyusul penerapan algoritma *FP-Growth* di *Rapidminer*, diperoleh hasil pendataan obat yang paling banyak dijual di apotek adalah *Fungoral*, *Alopurinol*, *Diatizem HCL*, *Batugin*, dan *Ketoconazole*.

Demikian juga penelitian yang dilakukan oleh [11] dapat disimpulkan bahwa semakin rendah dukungan minimal maka akan semakin banyak asosiasi aturan yang dihasilkan, dan semakin tinggi dukungan minimum maka akan semakin banyak asosiasi aturan yang dihasilkan. Semakin menurunnya keyakinan minimum maka kemungkinan nilai kepastian aturan asosiasi yang dihasilkan akan semakin besar, dan semakin besarnya keyakinan minimum maka semakin kecil pula jumlah asosiasi yang dihasilkan. Dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* yang dikembangkan oleh aplikasi, metode *Association Rule* dapat membantu Toko Cahaya Setya dalam menentukan kombinasi produk mana yang akan digunakan sebagai bahan promosi. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya dengan mengembangkan aplikasi menggunakan algoritma lain. Memanfaatkan aplikasi *Rapidminer 7.3*, *fp-Growth* mengkaji peningkatan suku cadang persediaan. Hasil pengujian menghasilkan bahwa sparepart dengan nilai 8,9 tertinggi dan terendah berdasarkan proses *Fp-growth* data bengkel sinar *service* [12].

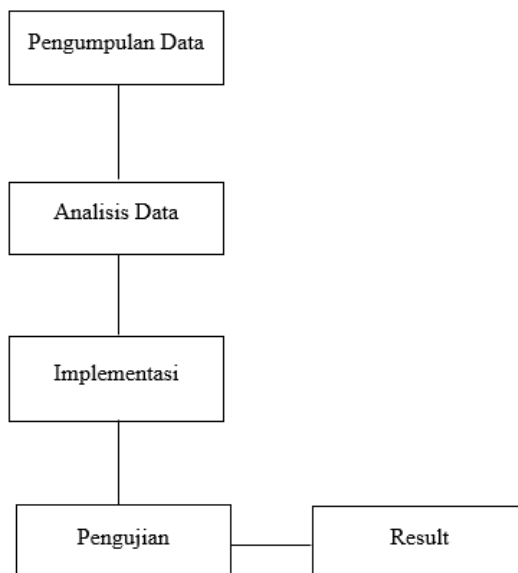
Dengan data transaksi penjualan Sinarmart pada bulan Agustus, dapat diketahui jenis-jenis barang yang paling diminati oleh pelanggan. Barang yang paling banyak diminati antara lain Minuman, Susu, Snack, Permen, Ice Cream, dan Rokok dengan persentase tertinggi mencapai 96,77%. Selanjutnya, Roti memiliki tingkat persentase sebesar 93,55%, diikuti oleh Sabun (87,10%), Sembako (80,65%), dan Mie (77,42%). Di sisi lain, barang yang kurang diminati meliputi perlengkapan dewasa dengan persentase 61,29%, perlengkapan anak sebesar 58,06%, serta obat nyamuk dengan persentase terendah, yaitu 25,81%. Selain untuk mengidentifikasi barang yang diminati, algoritma *FP-Growth* juga bermanfaat dalam membantu penataan ulang lokasi barang di Sinarmart dengan menganalisis hubungan antara item yang sering dibeli bersamaan [13].

Dengan menerapkan *data mining* dengan algoritma *FP Growth* dalam penjualan ikan laut, penelitian ini akan mengeksplorasi potensi besar yang terkandung dalam data penjualan ikan laut yang ada, sehingga dapat memberikan manfaat yang signifikan bagi pelaku industri perikanan dan masyarakat luas [14]. Dengan wawasan yang lebih dalam tentang pola pembelian dan asosiasi dalam data penjualan, bisnis dapat membuat keputusan bisnis yang lebih cerdas, meningkatkan kualitas produk dan layanan, serta meningkatkan efisiensi dan keuntungan dalam perdagangan ikan laut. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk memberikan kontribusi positif bagi pengembangan industri perdagangan ikan laut dan mendorong pertumbuhan ekonomi di sektor perikanan secara keseluruhan [15].

2. METODE PENELITIAN

2.1 Penerapan Algoritma

Pada penelitian ini, akan dibahas metode pencarian *itemset* yang sering muncul menggunakan algoritma *FP-Growth*. Algoritma ini memanfaatkan struktur *FP-Tree* untuk mengidentifikasi *itemset* yang sering (data dengan frekuensi kemunculan tertinggi) dari suatu kumpulan data. Proses penentuan *itemset* yang sering dalam data transaksi dapat dijelaskan melalui diagram blok yang ditampilkan pada Gambar 1.



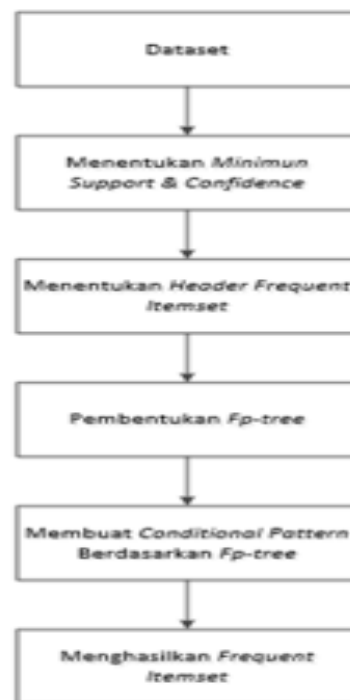
Gambar 1 Kerangka Penelitian

1. Himpunan data adalah representasi objek yang menyimpan data beserta relasinya dalam memori. Di dalamnya terdapat kumpulan tabel data serta hubungan antar data.
2. Tetapkan nilai dukungan minimum yang diinginkan. Dukungan minimum adalah batas terendah yang menentukan jumlah *itemset* yang diterima; item yang tidak mencapai batas ini akan dikeluarkan.
3. Identifikasi kumpulan item yang sering muncul (*itemset* yang kerap muncul bersama) dengan memilih *itemset* yang memiliki frekuensi setidaknya sebesar nilai dukungan minimum yang telah ditentukan sebelumnya.
4. *FP-tree* dibangun dengan akar berlabel *null*, dilengkapi dengan struktur pohon berisi item tertentu serta tabel header yang mencatat item yang sering muncul.
5. Dalam pola kondisional, dukungan setiap item dalam basis pola kondisional dihitung, dan item dengan dukungan yang lebih besar dihasilkan dalam bentuk pohon *FP* bersyarat.
6. Tentukan kumpulan item yang sering muncul berdasarkan aturan asosiasi yang memenuhi kriteria dukungan minimum.

2.2 Pemodelan

Dalam penelitian ini, pemodelan akan dilakukan menggunakan algoritma *Fp-Growth* untuk mengolah data item. Teknik *data mining* yang digunakan adalah teknik asosiasi. Tujuan dari pemodelan ini adalah untuk menemukan aturan asosiasi, yang nantinya dijadikan pedoman dalam menentukan stok barang. Gambar 2 menunjukkan tahapan pembentukan model data mining dengan algoritma *Fp-Growth*, yaitu:

1. Menentukan data yang akan diproses. Data yang digunakan adalah data transaksi penjualan produk makanan di PT Subur Mekar Abadi Kota Sibolga selama periode Januari hingga Desember 2024.
2. Menentukan nilai minimum untuk dukungan (*support*) dan kepercayaan (*confidence*).

Gambar 2 Flowchart *FP-Growth*

2.3 Pengujian

Uji coba dilakukan untuk mengevaluasi hasil analisis perhitungan serta memastikan apakah fungsi tersebut bekerja dengan benar. Setelah data dihitung secara manual, data tersebut diuji menggunakan perangkat lunak *RapidMiner* untuk membandingkan hasil perhitungan manual dengan hasil yang dihasilkan oleh *RapidMiner*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil

PT. Subur Mekar Abadi (SMA) di Kota Sibolga menjalankan penelitian untuk menemukan pola penjualan produk makanan yang saling berhubungan dalam suatu transaksi. Tahap awal penelitian ini melibatkan persiapan data, yaitu data penjualan dari PT. SMA selama periode Januari hingga Agustus 2024. Data tersebut diekspor ke *Microsoft Excel* sebagai *database* karena format *spreadsheet*-nya mendukung analisis data secara efektif. Selain itu, *Microsoft Excel* kompatibel dengan berbagai aplikasi data mining yang digunakan untuk pengujian dan implementasi.

Data mining sendiri adalah proses ekstraksi informasi atau pengetahuan penting dari *database*, dalam hal ini khususnya data penjualan produk ikan laut di Sibolga. Proses analisis menggunakan algoritma *FP-Growth* dilakukan melalui beberapa tahapan penting untuk memastikan hasil analisis berjalan optimal. Setiap tahapan bertujuan mengidentifikasi pola *itemset* yang sering muncul dalam kumpulan data transaksi. Sebagai panduan, perhitungan manual menggunakan algoritma *FP-Growth* dijelaskan dengan contoh berdasarkan 20 sampel data transaksi. Tabel yang disertakan menggambarkan langkah-langkah perhitungan manual untuk menemukan *itemset* yang sering muncul. Proses ini memberikan pemahaman rinci tentang cara algoritma *FP-Growth* bekerja dalam mengidentifikasi item yang sering muncul bersamaan pada transaksi yang dianalisis, seperti yang ditampilkan dalam Tabel 1 dan Tabel 2.

Tabel 1 Untuk Menandai Setiap ItemSet

Nomor	Benda
-------	-------

1.	Ikan sisik (A)
2.	Ikan tongkol (B)
3.	Ikan gambolo (C)
4.	Ikan karamojo (D)
5.	Hari Ikan (B)
6.	Ikan Sumedang (F)
7.	Ikan tenggiri (G)
8.	Ikan andualu (H)
9.	Ikan jarang gigi (I)
10.	Ikan kakap (J)
11.	Ikan jumbo (K)
12.	Ikan capah (L)
13.	Ikan gabus (M)
14.	Ikan gabu (N)
15.	Ikan Jabung (O)
16.	Marlin (P)
17.	Ikan layaran (Q)
18.	Ikan Mekah (R)
19.	Ikan teter (S)
20.	Ikan tenggiri (T)

Tabel 2 Data Transaksi

No.	Benda
1	{A,B,D,F,G,H,I,K,N,P,R,S}
2	{A,C,D,E,F,I,M,O,Q,R}
3	{A,C,D,E,F,G,J,K,M,N,O,Q,S}
4	{A,B,C,D,E,F,H,I,K,N,P,Q,S}
5	{A,B,C,E,H,I,J,M,N,P,R}
6	{B,C,G,H,I,K,M,O,P,Q,R}
7	{C,D,J,M,O,P,R}
8	{A,B,D,G,H,I,L,P,S}
9	{A,C,D,E,,G,J,Q,R,S}
10	{B, D, F, H, I, K, M, N, O, S, T}
11	{A,B,C,E,N,Q,S}
12	{A,B,C,G,H,I,L,O,Q,T}
13	{A,B,C,E,G,K,L,R,T}
14	{B,D,F,J,M,N,O,Q}
15	{A, B, C, D, E, G, L, Q, T}
16	{E,M,N,O,S}
17	{A, D, E, F, H, I, M}
18	{C,D,L,P,T}
19	{C,E,L,N,P,Q}
20	{B,D,G,J,M,N,T}
21	{D,H,I,L,P,R,S}
22	{A,C,G,K,N,R}
23	{A,B,C,H,L,N,Q,R,S}
24	{A,B,C,D,K,M}
25	{A,C,D,E,H,J,P}
26	{A,B,C,D,G,J,P,T}
27	{A,B,D,F,P,T}
28	{A,B,P,S}

29	{A,C,D,F,G,N}
30	{A,B,H,I}

Setelah data sampel disiapkan, data tersebut akan diubah menjadi format binominal yang dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3 Transaksi Penjualan dalam Format Binominal

No.	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
1.	1	1	0	1	0	1	1	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0	1	1	0
2.	1	0	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	1	1	0	0
3.	1	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1	1	0	1	0	1	0
4.	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0
5.	1	1	1	0	1	0	0	1	1	1	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0
6.	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	1	0	1	0	1	1	1	1	0	0
7.	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0	0
8.	1	1	0	1	0	0	1	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0
9.	1	0	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
10.	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0	1	1
11.	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0
12.	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1
13.	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1
14.	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0
15.	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1
16.	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0
17.	1	0	0	1	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
18.	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1
19.	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	1	0	0	0
20.	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1
21.	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	1	0
22.	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0
23.	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	0
24.	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
25.	1	0	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
26.	1	1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
27.	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
28.	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
29.	1	0	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
30.	1	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Itemset data pada Tabel 3 menggambarkan produk ikan yang dijadikan atribut untuk pelaksanaan analisis. Setiap produk yang terjual dalam suatu transaksi diberi tanda angka 1 atau nilai true, sedangkan produk yang tidak terjual ditandai dengan angka 0 atau nilai false.

Tabel 4 Frekuensi Penampilan Setiap Item/Produk

No.	Benda	Produk	Frekuensi
1.	A	Ikan sisik (A)	21
2.	B	Ikan tongkol (B)	18
3.	C	Ikan gambolo (C)	19
4.	D	Ikan karamojo (D)	19
5.	E	Hari Ikan (B)	12
6.	F	Ikan Sumedang (F)	9
7.	G	Ikan tenggiri (G)	12
8.	H	Ikan andualu (H)	12
9.	I	Ikan jarang gigi (I)	11
10.	J	Ikan kakap (J)	8
11.	K	Ikan jumbo (K)	8
12.	L	Ikan capah (L)	8
13.	M	Ikan gabus (M)	11

14.	N	Ikan gabu (N)	13
15.	O	Ikan Jabung (O)	8
16.	P	Marlin (P)	13
17.	Q	Ikan layaran (Q)	11
18.	R	Ikan Mekah (R)	10
19.	S	Ikan teter (S)	11
20.	T	Ikan tenggiri (T)	8

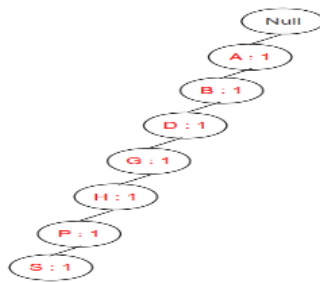
Setelah frekuensi setiap item muncul, produk diurutkan berdasarkan frekuensi tertinggi hingga terkecil, dan dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5 Tabel Nilai Frekuensi dan Dukungan

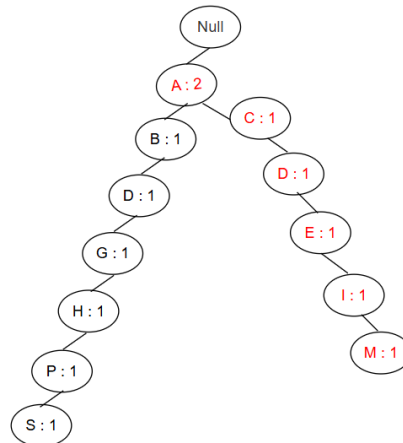
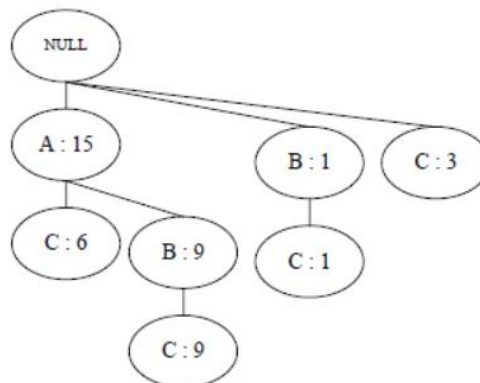
No.	Produk	Frekuensi	Nilai Support
1.	Ikan sisik (A)	21	105%
2.	Ikan gambolo (C)	19	95%
3.	Ikan karamojo (D)	19	95%
4.	Ikan tongkol (B)	18	90%
5.	Ikan gabu (N)	13	65%
6.	Marlin (P)	13	65%
7.	Hari Ikan (B)	12	60%
8.	Ikan tenggiri (G)	12	60%
9.	Ikan andualu (H)	12	60%
10.	Ikan jarang gigi (I)	11	55%
11.	Ikan gabus (M)	11	55%
12.	Ikan teter (S)	11	55%
13.	Ikan layaran (Q)	11	55%
14.	Ikan Mekah (R)	10	50%
15.	Ikan Sumedang (F)	9	35%
16.	Ikan tenggiri (T)	8	40%
17.	Ikan Jabung (O)	8	40%
18.	Ikan capah (L)	8	40%
19.	Ikan kakap (J)	8	40%
20.	Ikan jumbo (K)	8	40%

Setelah menghitung frekuensi kemunculan setiap item, ditemukan bahwa item dengan nilai *support* lebih dari 55% atau frekuensi lebih dari 11 adalah A, C, D, B, N, P, E, G, H, I, M, dan S. Kedua belas item ini dianggap signifikan dan akan dimasukkan ke dalam *FP-tree*, sementara sisanya (Q, R, T, O, L, F, J, dan K) diabaikan karena pengaruhnya dianggap tidak signifikan. Setelah memproses TID 1, proses dilanjutkan dengan TID 2, yaitu {A, C, D, E, I, M}.

Karena item A, B, D, G, H, I, N, P, dan S telah berada pada jalur sebelumnya (TID 1), jalur untuk item {A, C, D, E, I, M} dapat menggunakan jalur yang sama. Namun, untuk setiap rute yang dilalui lebih dari satu kali, diberikan nomor tambahan, seperti A: 2, yang menunjukkan bahwa item A telah dilalui dua kali.



Gambar 3 Hasil Pembentukan FP-tree Setelah Membaca TID 1

Gambar 4 Hasil pembentukan *FP-tree* setelah membaca TID 2

Gambar 5 Jalur yang berisi simpul C

Dukungan adalah metrik yang digunakan untuk mengukur seberapa sering kumpulan item atau kombinasi item muncul dalam himpunan data transaksi. Nilai dihitung sebagai proporsi transaksi yang berisi kumpulan item tersebut terhadap total transaksi dalam himpunan data. Kombinasi dengan dukungan tinggi ($\geq 30\%$) menunjukkan bahwa pasangan item sering muncul bersama dalam himpunan data:

1. A, B (46%): Kombinasi item A dan B muncul di 46% transaksi, menjadikannya pasangan item dengan dukungan tertinggi.
2. A, D (40%): Kombinasi A dan D muncul di 40% transaksi, menunjukkan hubungan yang kuat antara keduanya.
3. C, D (36%) dan C, E (33%): Kombinasi ini memiliki dukungan yang cukup tinggi, menunjukkan barang-barang ini sering dibeli bersama.

Kombinasi dengan dukungan rendah (<20%) menunjukkan bahwa pasangan item ini jarang muncul bersama dalam himpunan data:

1. H, N (13%), E, G (13%), dan G, M (10%): Kombinasi ini jarang ditemukan dalam transaksi, sehingga tidak terlalu signifikan untuk digunakan sebagai aturan asosiasi.
2. M, S (6%) dan M, P (3%): Kombinasi ini hampir tidak relevan karena sangat jarang terjadi.

Confidence $\geq 50\%$ menunjukkan bahwa hubungan antara kedua produk sangat kuat. Misalnya:

$$\text{Confidence } (A \rightarrow B) = \frac{46}{70} \times 100\% = 65\%$$

1. Ikan sisik \rightarrow Ikan tongkol (65%): Setiap kali pelanggan membeli ikan sisik, ada peluang 65% mereka juga akan membeli ikan tongkol.

Tabel 6 Nilai Keyakinan

Produk	Kepercayaan
Ikan sisik \rightarrow Ikan tongkol	65
Ikan gambolo \rightarrow Ikan karamojo	60
Ikan sisik \rightarrow Ikan karamojo	57
Ikan andualu \rightarrow Ikan jarang gigi	57
Ikan andualu \rightarrow Ikan marlin	57
Ikan jarang gigi \rightarrow Ikan marlin	55
Ikan gabu \rightarrow Ikan teter	53
Ikan gambolo \rightarrow Ikan Aso aso	52
Ikan tongkol \rightarrow Ikan karamojo	50
Ikan tongkol \rightarrow Ikan andualu	50
Ikan andualu \rightarrow Ikan teter	50
Ikan gambolo \rightarrow Ikan tenggiri	50
Ikan tongkol \rightarrow Ikan gambolo	47
Ikan Aso aso \rightarrow Ikan marlin	46
Ikan jarang gigi \rightarrow Ikan teter	44
Ikan jarang gigi \rightarrow Ikan gabus	44
Ikan gabus \rightarrow Ikan gabu	44
Ikan sisik \rightarrow Ikan Aso aso	43
Ikan tongkol \rightarrow Ikan jarang gigi	43
Ikan tongkol \rightarrow Ikan gabu	43
Ikan tongkol \rightarrow Ikan marlin	43
Ikan tongkol \rightarrow Ikan tenggiri	43
Ikan sisik \rightarrow Ikan andualu	42
Ikan gambolo \rightarrow Ikan gabu	41
Ikan karamojo \rightarrow Ikan gabus	41
Ikan karamojo \rightarrow Ikan marlin	41
Ikan tenggiri \rightarrow Ikan gabu	40
Ikan marlin \rightarrow Ikan teter	37
Ikan sisik \rightarrow Ikan marlin	37
Ikan sisik \rightarrow Ikan tenggiri	37
Ikan sisik \rightarrow Ikan teter	37
Ikan sisik Ikan \rightarrow jarang gigi	37
Ikan jarang gigi \rightarrow Ikan gabu	36
Ikan karamojo \rightarrow Ikan tenggiri	36
Ikan karamojo \rightarrow Ikan andualu	36
Ikan gambolo \rightarrow Ikan marlin	36

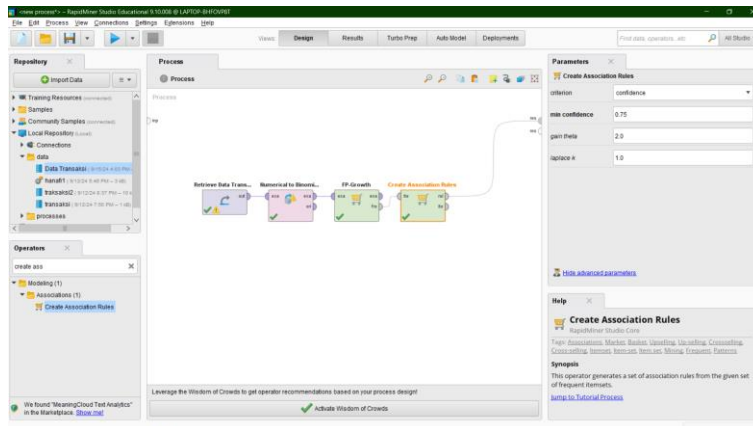
Ikan karamojo → Ikan gabu	36
Ikan karamojo → Ikan teter	36
Ikan tongkol → Ikan teter	33
Ikan tongkol → Ikan gabus	33
Ikan tenggiri → Ikan teter	32
Ikan sisik → Ikan gabu	32
Ikan tenggiri → Ikan andualu	32
Ikan andualu → Ikan gabus	32
Ikan andualu → Ikan gabu	32
Ikan karamojo → Ikan jarang gigi	32
Ikan Aso aso → Ikan gabu	31
Ikan gabu → Ikan marlin	30
Ikan sisik → Ikan gambolo	28
Ikan tongkol → Ikan Aso aso	26
Ikan tenggiri → Ikan jarang gigi	25
Ikan Aso aso → Ikan teter	25
Ikan gambolo → Ikan teter	25
Ikan gambolo → Ikan andualu	25
Ikan gambolo → Ikan jarang gigi	25
Ikan gambolo → Ikan gabus	25
Ikan karamojo → Ikan Aso aso	25
Ikan tenggiri → Ikan gabus	25
Ikan Aso aso → Ikan gabus	25
Ikan tenggiri → Ikan marlin	25
Ikan sisik → Ikan gabus	22
Ikan Aso aso → Ikan tenggiri	20
Ikan Aso aso → Ikan jarang gigi	20
Ikan gabus → Ikan teter	16
Ikan Aso aso → Ikan andualu	16
Ikan gabus → Ikan marlin	8

Produk dengan Kepercayaan Tinggi: Hubungan produk dengan kepercayaan diri $\geq 50\%$ dapat menjadi fokus utama strategi pemasaran. Misalnya: Ikan sisik pasangan → ikan tenggiri dapat digunakan sebagai *bundling* produk atau didorong melalui diskon bersama. Hubungan yang kuat seperti ikan gambolo → ikan karamojo menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli satu produk cenderung membeli produk lainnya. Produk Kepercayaan Sedang: Hubungan ini memberikan peluang untuk strategi promosi berbasis data. Misalnya: Ikan tuna → karamojo pasangan dapat ditargetkan untuk meningkatkan penjualan dengan promosi lintas produk. Kombinasi seperti ikan sisik → marlin dapat disarankan melalui sistem rekomendasi. Produk dengan Kepercayaan Rendah: Kombinasi produk dengan kepercayaan rendah biasanya tidak relevan untuk diproses menjadi aturan asosiasi. Namun, jika didukung oleh *support* yang tinggi atau kombinasi metrik lain, pola ini masih bisa menjadi peluang.

2.2 Implementasi Hasil

Untuk memverifikasi keakuratan hasil analisis, diperlukan proses pengujian untuk memvalidasi hasil pengolahan data yang sebelumnya dilakukan secara manual. Proses pengujian ini dapat dilakukan menggunakan perangkat lunak seperti *RapidMiner*, dengan langkah-langkah berikut. *Dataset* yang digunakan terdiri dari 30 *record* data, disimpan dalam file *Microsoft Excel* dengan nama *Transaction Data.xls*. Selanjutnya, akan diuji menggunakan *RapidMiner* versi

9.10.008 untuk menentukan apakah hasil pencarian itemset yang sering muncul konsisten atau tidak.

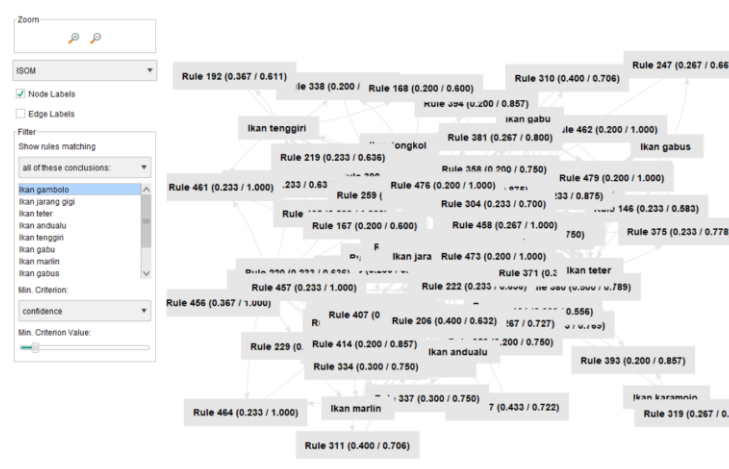


Gambar 6 Fp-Growth di Rapidminer

Pada Gambar 6 adalah proses menghubungkan *FP-Growth*, dan dalam proses ini dukungan dan kepercayaan minimal telah ditetapkan.

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence
134	Ikan andualu	Ikan gambolo, Ikan teter	0.333	0.556
141	Ikan teter	Ikan gambolo, Ikan gabu	0.367	0.579
146	Ikan gabus	Ikan gambolo, Ikan teter	0.233	0.583
155	Ikan tongkol	Ikan gambolo, Ikan jarang gigi, Ikan andualu	0.233	0.583
167	Ikan andualu, Ikan tenggiri	Ikan gambolo	0.200	0.600
168	Ikan tenggiri, Ikan gabu	Ikan gambolo	0.200	0.600
185	Ikan tenggiri, Ikan gabu	Ikan gambolo, Ikan teter	0.200	0.600
190	Ikan jarang gigi, Ikan gabu	Ikan gambolo, Ikan teter, Ikan andualu	0.200	0.600
191	Ikan andualu, Ikan gabu	Ikan gambolo, Ikan jarang gigi, Ikan teter	0.200	0.600
192	Ikan tenggiri	Ikan gambolo	0.367	0.611
206	Ikan jarang gigi	Ikan gambolo, Ikan andualu	0.400	0.632
219	Ikan jarang gigi, Ikan tenggiri	Ikan gambolo	0.233	0.636
220	Ikan Aso aso	Ikan gambolo, Ikan jarang gigi	0.233	0.636
222	Ikan Aso aso	Ikan gambolo, Ikan teter	0.233	0.636
224	Ikan Aso aso	Ikan gambolo, Ikan andualu	0.233	0.636
227	Ikan Aso aso	Ikan gambolo, Ikan tenggiri	0.233	0.636
229	Ikan Aso aso	Ikan gambolo, Ikan marlin	0.233	0.636
243	Ikan gabu	Ikan gambolo, Ikan teter	0.367	0.647
247	Ikan gabus	Ikan gambolo	0.267	0.667
257	Ikan andualu	Ikan gambolo, Ikan jarang gigi	0.400	0.667

Gambar 7 Dukungan dan Kepercayaan Menggunakan *Rapidminer* dari Sample



Gambar 8 Contoh Data Penjualan Aturan Grafis Menggunakan *Rapidminer*

```

AssociationRules
Association Rules
[Ikan gambolo ] --> [Ikan tongkol ] (confidence: 0.500)
[Ikan gabus ] --> [Ikan jarang gigi ] (confidence: 0.500)
[Ikan andalu ] --> [Ikan tongkol ] (confidence: 0.500)
[Ikan tenggiri ] --> [Ikan marlin ] (confidence: 0.500)
[Ikan gabus ] --> [Ikan gabu ] (confidence: 0.500)
[Ikan gabus ] --> [Ikan sisik ] (confidence: 0.500)
[Ikan tongkol ] --> [Ikan Aso aso ] (confidence: 0.500)
[Ikan gambolo ] --> [Ikan jarang gigi , Ikan teter ] (confidence: 0.500)
[Ikan gambolo , Ikan jarang gigi ] --> [Ikan tenggiri ] (confidence: 0.500)
[Ikan gambolo ] --> [Ikan teter , Ikan andalu ] (confidence: 0.500)
[Ikan andalu ] --> [Ikan gambolo , Ikan marlin ] (confidence: 0.500)
[Ikan gambolo , Ikan gabu ] --> [Ikan tenggiri ] (confidence: 0.500)
[Ikan tongkol ] --> [Ikan gambolo , Ikan tenggiri ] (confidence: 0.500)
[Ikan gambolo , Ikan gabu ] --> [Ikan gabus ] (confidence: 0.500)
[Ikan gabus ] --> [Ikan gambolo , Ikan gabu ] (confidence: 0.500)
[Ikan gambolo , Ikan gabu ] --> [Ikan tongkol ] (confidence: 0.500)
[Ikan tongkol ] --> [Ikan gambolo , Ikan gabu ] (confidence: 0.500)
[Ikan gambolo , Ikan gabu ] --> [Ikan Aso aso ] (confidence: 0.500)
[Ikan gambolo , Ikan marlin ] --> [Ikan tongkol ] (confidence: 0.500)
[Ikan tongkol ] --> [Ikan gambolo , Ikan marlin ] (confidence: 0.500)
[Ikan tongkol ] --> [Ikan gambolo , Ikan Aso aso ] (confidence: 0.500)
[Ikan andalu ] --> [Ikan jarang gigi , Ikan teter ] (confidence: 0.500)
[Ikan tenggiri ] --> [Ikan jarang gigi , Ikan andalu ] (confidence: 0.500)
[Ikan andalu ] --> [Ikan jarang gigi , Ikan gabu ] (confidence: 0.500)
[Ikan gabus ] --> [Ikan jarang gigi , Ikan andalu ] (confidence: 0.500)
[Ikan tongkol ] --> [Ikan teter , Ikan andalu ] (confidence: 0.500)
[Ikan gabus ] --> [Ikan teter , Ikan tenggiri ] (confidence: 0.500)
[Ikan tongkol ] --> [Ikan teter , Ikan tenggiri ] (confidence: 0.500)
[Ikan gabus ] --> [Ikan teter , Ikan gabu ] (confidence: 0.500)
[Ikan gabus ] --> [Ikan teter , Ikan marlin ] (confidence: 0.500)
[Ikan andalu , Ikan marlin ] --> [Ikan gabus ] (confidence: 0.500)
[Ikan gabus ] --> [Ikan andalu , Ikan marlin ] (confidence: 0.500)
[Ikan andalu , Ikan marlin ] --> [Ikan tongkol ] (confidence: 0.500)

```

Gambar 9 Aturan Asosiasi dari *Rapidminer*

Hasil akhir yang diperoleh dari penerapan aturan tersebut adalah wawasan baru mengenai pola pembelian konsumen yang jarang terungkap. Pengetahuan ini dapat dimanfaatkan oleh perusahaan untuk menjaga kualitas layanan kepada konsumen, dengan memastikan ketersediaan produk ikan saat dibutuhkan. Oleh karena itu, perusahaan perlu terus menyediakan produk sesuai keinginan konsumen.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian tentang analisis pola penjualan produk ikan laut di PT. Subur Mekar Abadi dengan penerapan algoritma *FP-Growth*, beberapa kesimpulan yang dapat diambil adalah sebagai berikut:

1. Pola pembelian konsumen di PT Subur Mekar Abadi menunjukkan adanya hubungan antar produk ikan tertentu. Algoritma *FP-Growth* berhasil mengidentifikasi asosiasi produk yang sering dibeli bersama. Contohnya, ikan gambolo sering dibeli bersamaan dengan ikan teter, dengan tingkat kepercayaan yang tinggi.
2. Penerapan algoritma *FP-Growth* pada data penjualan terbukti efektif dalam mengidentifikasi kombinasi barang yang sering dibeli bersamaan (itemset yang sering) serta menghasilkan aturan asosiasi yang bermanfaat untuk pengambilan keputusan perusahaan dengan tingkat kepercayaan $\geq 50\%$. Ini dapat menjadi fokus utama dalam strategi pemasaran.
3. Temuan analisis ini dapat dimanfaatkan oleh perusahaan untuk meningkatkan pengelolaan stok produk, memperkuat strategi pemasaran, dan memberikan pelayanan yang lebih baik kepada konsumen. Wawasan yang diperoleh melalui analisis ini memungkinkan perusahaan untuk memprediksi kebutuhan konsumen dan memastikan ketersediaan produk yang diminati. Penerapan hasil analisis menggunakan *RapidMiner* menunjukkan bahwa perangkat lunak ini dapat memverifikasi hasil analisis manual dengan cepat dan akurat, menjadikannya alat yang berguna dalam pengolahan data penjualan di masa depan.

SARAN

1. Untuk mendapatkan hasil yang lebih mendalam, perusahaan dapat mempertimbangkan penggunaan algoritma data mining yang lebih kompleks atau kombinasi beberapa algoritma, seperti *Apriori* atau *Decision Tree*, untuk menganalisis data dalam skala yang lebih besar dan dengan variabel yang lebih beragam.

2. Disarankan agar perusahaan mengembangkan sistem otomatis berbasis *data mining* yang dapat memprediksi tren penjualan di masa depan, sehingga dapat meningkatkan efisiensi pengelolaan persediaan produk serta mengoptimalkan strategi penjualan.
3. Data penjualan harus terus diperbarui dan dikelola dengan baik agar proses analisis menjadi lebih akurat dan relevan. Penggunaan sistem manajemen basis data yang lebih canggih juga disarankan untuk memudahkan integrasi data penjualan dari berbagai cabang atau periode waktu yang lebih lama.
4. Hasil dari analisis ini sebaiknya diterapkan dalam manajemen stok produk. Produk-produk yang memiliki keterkaitan pembelian harus selalu tersedia bersamaan untuk memenuhi permintaan konsumen. Hal ini dapat meningkatkan kepuasan konsumen dan meminimalisir risiko kehabisan stok barang.
5. Perusahaan dapat menggunakan hasil analisis pola pembelian ini untuk merancang kampanye pemasaran yang lebih efektif, misalnya dengan menawarkan promosi pembelian paket produk yang sering dibeli bersamaan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Tim Redaksi Jurnal Teknik Politeknik Negeri Sriwijaya yang telah memberi kesempatan, sehingga artikel ilmiah ini dapat diterbitkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] [Almira, A., Suendri, S. dan Ikhwan, A., Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth pada Analisis Pola Pencurian Daya Listrik, *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, vol. 6, no. 2, hal. 442–448, 2021.
- [2] Harahap, S.Z. dan Nastuti, A., Teknik Data Mining Untuk Penentuan Paket Hemat Sembako Dan Kebutuhan Harian Dengan Menggunakan Algoritma Fp-Growth (Studi Kasus Di Ulfamart Lubuk Alung), *Informatika*, vol. 7, no. 3, hal. 111–119, 2019.
- [3] Maulana, A., Akbar, K.N. dan Nurahman, Penerapan Clustering Menggunakan Algoritma K-Means Sebagai Analisis Produksi Komoditas Perikanan Provinsi di Indonesia, *E-Journal Computer, Technology and Informations System*, vol. 1, no. 1, hal. 1–6, 2021.
- [4] Fatihatul, F., Setiawan, A., & Rosadi, R., Asosiasi data mining menggunakan algoritma fp-growth untuk market basket analysis, Universitas Padjadjaran, 2011.
- [5] Sihombing, L.K., Tugiono, T. dan Sari, U.F., Implementasi Data Mining Dalam Menganalisa Pola Penjualan Roti Menggunakan Algoritma Fp-Growth, *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, vol. 1, no. 3, hal. 228–238, 2022.
- [6] Setyo, W.. dan Wardhana, S., Implementasi Data Mining Pada Penjualan Produk Di Cv Cahaya Setya Menggunakan Algoritma Fp-Growth, 2019.
- [7] Bachtiar, L., Penerapan Data Mining Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Rekomendasi Penjualan Tanaman Hidroponik Di Mentaya Ponik, *Zonasi: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 5, no. 3, hal. 441–451, 2023.
- [8] Tamba, S.P., Penerapan Data Mining Algoritma Apriori Dalam Menentukan Stok Bahan Baku Pada Restoran Nelayan Menggunakan Metode Association Rule., *Jurnal Sistem Informasi dan Ilmu Komputer Prima (JUSIKOM PRIMA)*, vol. 5, no. 2, hal. 97–102, 2022.
- [9] Pratama, Dian, F., Zufria, I. dan Triase, T., Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Penerima Program Indonesia Pintar, *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, vol. 7, no. 1, hal. 77–84, 2022.
- [10] Lestari, Y.D., Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Tree Dan Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Obat., 2015.
- [11] Etyo, W.N., Wardhana, S., Informatika, J.T. dan Komputer, F.I., Implementasi Data Mining Pada Penjualan Produk Di Cv Cahaya Setya Menggunakan Algoritma Fp-Growth,

- vol. 12, hal. 54–63, 2019.
- [12] Pranata, B. S., & Utomo, D.P., Penerapan Data Mining Algoritma FP-Growth Untuk Persediaan Sparepart Pada Bengkel Motor (Study Kasus Bengkel Sinar Service)., *Bulletin of Information Technology (BIT)*, vol. 1, no. 2, hal. 83–91, 2020.
- [13] Sandi, A. P., & Ningsih, V.W., Implementasi Data Mining Sebagai Penentu Persediaan Produk Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Penjualan Sinarmart., *Jurnal Publikasi Ilmu Komputer dan Multimedia*, vol. 1, no. 2, hal. 111–122, 2022.
- [14] Naldy, E.T. dan Andri, A., Penerapan Data Mining Untuk Analisis Daftar Pembelian Konsumen Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Toko Bangunan MDN, *Jurnal Nasional Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 2, hal. 89–101, 2021.
- [15] Sriani, I. dan A., D.R., Penerapan Data Mining Untuk Analisa Resiko Premi Asuransi Jiwa Dengan Menggunakan Algoritma C4.5, 2019.