

# Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma *FP-Growth* *Determination of Item Layout Accuracy using Apriori Algorithm and FP-Growth Algorithm*

Anthony Anggrawan<sup>1</sup>, Mayadi<sup>2</sup>, Christofer Satria<sup>3</sup>  
Universitas Bumigora, Indonesia

## Informasi Artikel

### Genesis Artikel:

Diterima, 05 Juni 2021  
Direvisi, 17 September 2021  
Disetujui, 15 Oktober 2021

### Kata Kunci:

Data Mining  
Asosiasi  
Apriori  
FP-Growth  
Lift rasio  
Evaluasi Hasil

### Keywords:

Data Mining  
Association  
Apriori  
FP-Growth  
Lift ratio  
Result Evaluation

## ABSTRAK

Teknologi semakin berkembang dan canggih dari masa ke masa bahkan untuk setiap detik, sehingga dengan ini perusahaan perlu memanfaatkan teknologi untuk menjambatani usaha ke pelanggan sehingga mempermudah dalam mengelola bisnis. Pertumbuhan bisnis khususnya dikota Nusa Tenggara Barat (NTB) sangat berkembang persaingan bisnis dalam perdagangan sangat ketat sehingga membutuhkan strategi yang matang dalam mengelola usaha. Pada penelitian ini peneliti melakukan penelitian disalah satu perusahaan di Nusa Tenggara Barat dimana toko tersebut menjual berbagai jenis aksoris. Toko yang dijadikan sebagai studi kasus ini merupakan toko yang terkenal oleh masyarakat sekitar sehingga bisa memiliki banyak pelanggan. Pada penelitian ini peneliti melakukan analisis bertujuan untuk mencari kemiripan barang berdasarkan item pembelian dijadikan sebagai acuan dalam tata letak barang dan mengidentifikasi kesamaan barang yang dibeli ketika menambah stok barang. Untuk mengidentifikasi tujuan pada penelitian ini peneliti melakukan proses perhitungan menggunakan dua metode yaitu apriori dan *FP-Growth* dan melakukan pengujian dengan 2 pengujian yaitu pengujian hasil dan rasio adapun hasil pengujian didapatkan *FP-Growth* menghasilkan *rule* yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma apriori dengan total *rule* sebanyak 6, sedangkan algoritma apriori menghasilkan 4 *rule*, dan untuk pengujian dengan evaluasi hasil *rule* dari masing masing algoritma, algoritma *FP-Growth* memiliki hasil yang terbaik dengan *lift ratio* 1.27908.

## ABSTRACT

Technology from time to time is getting more sophisticated and developing even every second, so that companies need to take advantage of technology to attract business to customers so that it makes easier in managing the business. Business growth, especially in the city of West Nusa Tenggara is very developing, business competition in trade is very tight, so it requires a mature strategy in managing the business. In this research, the researcher conducted research in a company in West Nusa Tenggara where the shop sells various types of axials, this shop is a famous shop so that you could say it has many customers. In this study, the researcher conducted an analysis aimed at finding the similarity of goods based on the purchase item which is used as a reference in the layout of the goods and identifies the similarity of the items purchased when adding to the stock of goods. To identify the objectives of this study, the researcher carried out the calculation process using two methods, namely a priori and *FP-Growth* and carried out tests with 2 tests, namely testing the results and ratios, while the test results obtained *FP-Growth* produced better rules than the a priori algorithm with as many as total rules. 6, while the a priori algorithm produces 4 rules, and for testing by evaluating the results of the rules of each algorithm, the *FP-Growth* algorithm has the best results with a lift ratio of 1.27908.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



## Penulis Korespondensi:

Anthony Anggrawan,  
Program Studi Ilmu Komputer,  
Universitas Bumigora,  
Email: [anthony.anggrawan@universitasbumigora.ac.id](mailto:anthony.anggrawan@universitasbumigora.ac.id)

## 1. PENDAHULUAN

Teknologi semakin hari semakin berkembang dan canggih bahkan untuk setiap detik, sehingga perlu memanfaatkan teknologi untuk menjembatani usaha ke pelanggan sehingga mempermudah dalam mengelola bisnis. Pertumbuhan bisnis khususnya di Kota Mataram sangat berkembang dilihat dari pertumbuhan ekonomi NTB yang meningkat sebesar 2,12% dan diperkirakan untuk triwulan ke 3 tahun 2019, pertumbuhan ekonomi diperkirakan meningkat mencapai 6,6% s/d 7,0% [1]. Dari data tersebut bisa dilihat pertumbuhan bisnis dan usaha mempengaruhi pertumbuhan ekonomi NTB sehingga bisa dikatakan penunjang pertumbuhan ekonomi disebabkan oleh peningkatan atau pertumbuhan usaha dan bisnis masyarakat NTB. Pada saat ini persaingan bisnis dalam perdagangan sangat ketat sehingga membutuhkan strategi yang matang dalam mengelola usaha. Melalui persaingan pasar bebas dan kecanggihan teknologi informasi saat ini, teknologi berperan dalam meningkatkan persaingan antar perusahaan yang lebih ketat dan lebih terbuka untuk melayani kebutuhan, serta tuntutan pelanggan yang makin tinggi. Pada penelitian ini peneliti melakukan analisis pada perusahaan yang ada di NTB, perusahaan tersebut merupakan perusahaan yang menjual berbagai macam kebutuhan masyarakat, analisis yang dilakukan disini adalah mencari akurasi atau ketepatan dalam tata letak barang pada rak barang dengan menerapkan aturan asosiatif kombinasi item. Jenis barang yang akan dilakukan ujicoba pada penelitian ini adalah barang yang ada di rak penjualan, total barang yang dilakukan ujicoba terdiri dari 8 *Item* dengan data penjualan selama 16 bulan dengan total transaksi sebanyak 131. Untuk melakukan proses pencarian akurasi atau ketepatan tata letak barang dirak, penelitian disini menggunakan data *mining* dengan model *asosiasi rule* yaitu apriori dan *FP-Growth* dan proses pengujian menggunakan 2 metode yaitu pengujian dengan *lift rasio* dan evaluasi hasil *rule*.

Data *Mining* secara umum adalah langkah yang digunakan untuk pencarian pola-pola yang belum diketahui (*hidden pattern*) dari data yang berjumlah besar, dengan maksud untuk menemukan pengetahuan (*knowledge*) yang belum diketahui dari data yang tersimpan di *database*, data *warehouse*, atau media simpan lainnya [2]. Data *mining* juga memiliki peran untuk mengungkap nilai lebih dari sekumpulan data pembelian barang sehingga dapat menemukan pola dari *Item* set barang yang dibeli oleh konsumen [3, 4]. *Association rule mining* adalah metode data *mining* untuk menambang aturan relasi dari kumpulan *Item*. Algoritma aturan asosiasi adalah bertujuan untuk mengidentifikasi *Item-Item* penjualan yang sering dibeli bersamaan. Aturan asosiasi berwujud *if-then* atau jika-maka adalah pilihan alternatif dari fungsi pada aturan asosiasi [5, 6]. *Market Basket Analysis* atau Analisa keranjang pasar merupakan kaidah yang berfungsi mengidentifikasi dan mengekstraksi pola yang memiliki asosiasi diantara produk yang dipromosikan/dijual, contohnya untuk mengidentifikasi bahwa produk tertentu merupakan produk yang biasa dibeli bersama dengan produk tertentu lainnya pada saat serta jumlah tertentu [7]. *Market basket* memungkinkan digunakan untuk menganalisa data yang bukan hanya mengekstraksi jenis produk dan mengidentifikasi produk yang sering dibeli bersamaan, namun juga untuk menetapkan produk jenis apa saja [7].

*Association rule* juga bermanfaat untuk mengungkapkan asosiasi yang terjadi [8]. Pola berfrekuensi tinggi adalah pola *Item* pada data pembelian yang memiliki frekuensi melebihi ambang batas tertentu dikenal dengan sebutan *minimal support* dan tingginya asosiasi antara *Item* pada aturan asosiatif disebut *minimal confidence* [5, 4]. *FP-Growth* merupakan bagian dari teknik *association rule* dalam data *mining* yang bertujuan mengungkapkan aturan relasi antara sekumpulan *Item* dengan mempertimbangkan frekuensi data. Algoritma *FP-Growth* merupakan algoritma yang difungsikan pada pemilihan pola untuk mempermudah pengambilan keputusan proses *frequent Item* set sebelum menghasilkan aturan sebagai putusan rekomendasi [9].

Untuk memperjelas dan memperdalam terkait dengan kekuatan dan kelebihan dari penelitian ini, berikut dibahas beberapa acuan penelitian terkait sebelumnya sebagai berikut: Rahmawati, F dan Merlina, N (2018) melakukan penelitian terkait dengan penjualan suku cadang mesin *fotocopy* untuk mengidentifikasi suku cadang mesin *fotocopy* yang penjualannya terjadi bersamaan dengan menerapkan algoritma Apriori [2]. Sedangkan pada penelitian ini bertujuan untuk melihat akurasi dari ketepatan dari peletakan barang di rak dengan menerapkan algoritma apriori dan *FP-Growth*, kemudian dilakukan pengujian *rule* menggunakan 2 pengujian yaitu *lift rasio* dan evaluasi hasil, sehingga hasil terbaik akan dijadikan sebagai acuan untuk susunan dalam peletakan barang pada rak.

S, Domi dan A, Muhammad (2017) melakukan penelitian terkait dengan mencari pola sasaran daerah yang strategis untuk promosi sekolah, data yang diproses adalah data mahasiswa pada sekolah tersebut yang diolah menggunakan metode Apriori dan *FP-Growth*, hasil dari kedua metode yang digunakan dijadikan sebagai acuan dalam menentukan daerah yang strategis tanpa melakukan uji coba dari hasil algoritma tersebut [6]. Sedangkan pada penelitian ini peneliti melakukan pengujian dengan menggunakan 2 pengujian yaitu *lift rasio* dan evaluasi hasil, sehingga hasil terbaik akan dijadikan sebagai acuan untuk susunan peletakan barang pada rak.

L, Ardiantoro dan N, Sunarmi (2020) melakukan penelitian terkait permainan bulutangkis bertujuan untuk menganalisis pola bermain pada permainan bulutangkis, yang merupakan olahraga yang populer di Indonesia. Data yang proses adalah data dihasilkan dari teknis *stroke* selama pertandingan. Pada penelitian terdahulu ini yang dijadikan *figure* adalah teknik pemain atas nama Jonathan Christie seorang pemain bulu tangkis top Indonesia. Metode pengumpulan data dilakukan dengan membagi lapangan bermain menjadi berbagai area permainan. Pengamatan dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak, menghitung dan mengelompokkan jenis-jenis pukulan yang dilakukan oleh atlet. Dalam proses perhitungan dengan algoritma *FP-Growth* akan digunakan untuk melatih untuk meningkatkan kinerja atlet [3]. Sedangkan penelitian ini melakukan analisis terkait dengan barang yang ada di rak penjualan, yang bertujuan untuk melihat akurasi ketepatan susunan peletakan barang, data yang diuji merupakan data penjualan selama 16 bulan dengan menggunakan apriori dan *FP-Growth* dan melakukan pengujian *rule* dengan 2 pengujian yaitu *lift rasio* dan evaluasi hasil.

Maulidiya, H, Jananto. A (2020) meneliti penerapan algoritma apriori dan *FP-Growth* untuk dibandingkan dalam mengelola data transaksi menggunakan *association rule metode*, tujuan artikel terdahulu ini adalah mengidentifikasi pola transaksi pembelian yang sering muncul secara bersamaan dalam sebuah transaksi sehingga nantinya akan menghasilkan suatu kesimpulan berupa kom-

binasi barang yang sering dibeli anggota Kopartex secara bersamaan sehingga nantiya dapat dijadikan bahan pertimbangan dalam membuat paket sembako [10]. Untuk penelitian pada penelitian ini melakukan pengujian terkait akurat peletakan barang metode yang digunakan sama, perbedaan dari penelitian ini adalah pada proses pengujian *rule* dimana pengujian menggunakan *ift ratio* dan evaluasi hasil sehingga bisa menghasilkan *rule* yang terbaik.

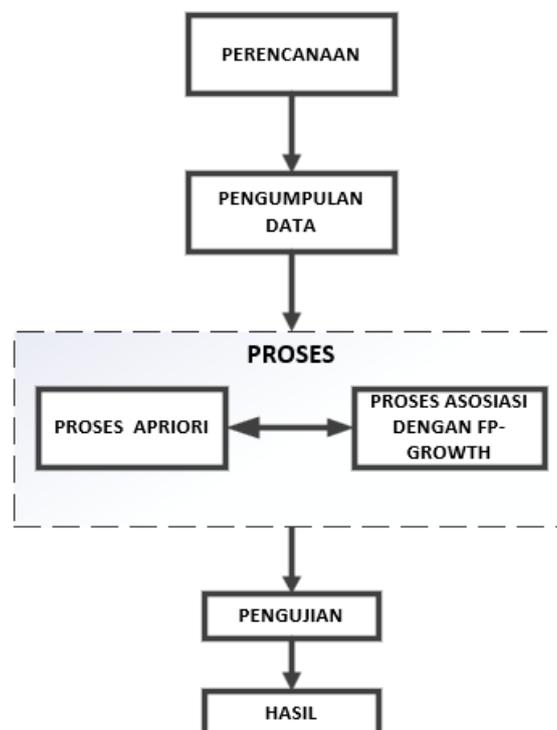
M, Delia dan W, Titi Sri (2019) Penelitian ini mengkaji penerapan algoritma *FP-Growth* dengan metode asosiasi (MBA). Tujuan dari penerapan menggunakan algoritma *FP-Growth* pada penelitian ini diharapkan dapat memberikan suatu pengetahuan baru tentang hubungan asosiasi pada sejumlah atribut penjualan sehingga dapat meningkatkan hasil penjualan dan strategi pemasaran serta promosi pada *Bigmart* [11]. Perbedaan dari Penelitian ini adalah proses penentuan *rule* dilakukan dengan menggunakan dua pengujian pada proses pengujian *rule* dimana pengujian menggunakan *lift ratio* dan evaluasi hasil sehingga bisa menghasilkan *rule* yang terbaik.

## 2. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian dalam analisa data dengan algoritma apriori menggunakan studi kasus. Tahapan proses penelitian dilaksanakan beberapa tahap yakni perencanaan, pengumpulan data, proses perhitungan dengan metode apriori dan pembuatan aplikasi seperti terlihat pada Gambar 1, Diagram alir penelitian menentukan mana saja data yang dengan menggunakan algoritma apriori. Adapun data yang digunakan sebagai proses perhitungan dengan algoritma apriori adalah data penjualan dalam 20 bulan untuk tahun 2019 dan 2020. akan dijadikan sebagai peroses untuk perhitungan.

### 2.1. Perencanaan

Tahapan ini merupakan tahap untuk mempersiapkan data awal yang dibutuhkan dalam melakukan penelitian, mulai dari identifikasi masalah, pengambilan data, sampai penerapan algoritma apriori dan *FP-Growth* sebagai studi kasus yang telah ditetapkan. Pada penelitian ini menggunakan studi kasus pencarian pola belanja konsumen berdasarkan data transaksi pada perusahaan tempat penelitian yang bertujuan sebagai acuan dalam kesamaan dalam peletakan barang di rak barang. Dimana data yang digunakan adalah data pembeli selama 20 bulan terakhir dengan total *Item* sebanyak 8.



Gambar 1. Diagram alir Penelitian

### 2.2. Pengumpulan Data

Proses ini bertujuan untuk proses pengumpulan data atau informasi terkait dengan data atribut (*Item*) yang akan digunakan pada penelitian, sehingga dari proses pengumpulan data pada perusahaan tempat penelitian didapatkan jumlah data yang akan dijadikan untuk pengujian dalam sistem sebanyak 131 transaksi dengan total *Item* yang digunakan adalah 8 *Item*. Dari hasil pengumpulan data didapatkan bahwa variable sebagai *Item* set terdiri dari 8 *Item* barang. Kemudian 8 *Item* barang di inialisasi dengan *Item1*,

Item2, Item3, Item4, Item5, Item6, Item7 dan Item8 seperti terlihat pada Tabel 2. Untuk lebih jelasnya data penjualan yang digunakan sebagai Item (atribut) pada Tabel 1 dan 2.

Tabel 1. Data Penjualan Selama 20 Bulan

Bulan	GK	Pin	Stiker	Poster	Jaket	Kaos	GK	Pin
1/6/2019	5	2	10	5	1	3	-	4
1/13/2019	5	3	15	4		4	-	2
1/20/2019	5	2	12	3	-	-	-	1
...	...	...	...	...	...	...	-	-
...	...	...	...	...	...	...	-	-
10/13/2019	3	1	5	-	-	1	-	-
10/20/2019	2		7	-	-		-	-
10/27/2019		2	8	2	-	-	-	-
11/3/2019	3		6	2	-	-	-	-
3/29/2020	5		8	4				2
4/1/2020	5	-	11	-	-	1	-	-
4/2/2020	5	-	2	-	5		-	-

Tabel 2. Nama Item Penjualan

	Nama Produk
Item1	Gantungan Kunci (GK)
Item2	Pin
Item3	Stiker
Item4	Poster
Item5	Jaket
Item6	Topi
Item7	Character Figure
Item8	Kaos

### 2.3. Proses Perhitungan database Apriori dan FP-Growth

Pada bagian ini merupakan proses perhitungan dengan menggunakan apriori dan FP-Growth, dari hasil perhitungan kedua metode tersebut kemudian dilakukan perbandingan.

Support merupakan nilai pendukung dari kombinasi item di sedangkan confidence merupakan nilai kepastian keeratan relasi antara item pada apriori [4, 12]. Ada 2 tahapan metodologi dari analisis asosiasi [13].

#### 1. Asosiasi dengan Algoritma Apriori

Data mining merupakan langkah mengidentifikasi pola tersembunyi berbentuk pengetahuan (knowledge) yang tidak diketahui sebelumnya pada kumpulan data pada database, data warehouse, atau media penyimpanan informasi lainnya [2, 14]. Tahap analisis asosiasi yang mendapatkan perhatian sejumlah peneliti didalam menciptakan algoritma yang efisien yaitu dengan melakukan analisis pola frekuensi tinggi (frequent pattern mining)

#### 2. Analisis Pola frekuensi Tinggi

Proses ini merupakan tahapan dalam penentuan kombinasi item yang memenuhi persyaratan minimal dari nilai support pada seluruh transaksi. Alur proses dimulai dengan menginput data, Kemudian dilakukan pencarian calon kombinasi item set dimulai dari C1, C2, C3 dan seterusnya. Untuk menghitung C1 dapat menggunakan persamaan (1) [15, 16]:

$$Support(A) = \frac{JumlahTransaksimengandungA}{TotalTransaksi} \quad (1)$$

Rumus (2) untuk mencari support mendiskripsikan bahwa nilai support didapatkan dengan langkah membagi jumlah transaksi yang mengandung item A (satu Item) dengan jumlah total seluruh transaksi [17]. Sedangkan nilai support dari 2 item diperoleh dari jumlah transaksi yang mengandung item A B (dua item) dengan jumlah total seluruh transaksi begitu juga dengan selanjutnya dengan rumus (3).

$$Support(A, B) = P(A) \quad (2)$$

$$Support(A, B) = \frac{\sum TransaksimengandungA, B}{\sum Transaksi} \quad (3)$$

### 3. Pembentukan aturan asosiasi

Saat seluruh pola frekuensi tinggi didapatkan, maka selanjutnya dicari aturan relasi yang memenuhi kriteria persyaratan minimal untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* aturan asosiatif  $A \rightarrow B$  menggunakan rumus (4)

$$Support(A, B) = P\left(\frac{A}{B}\right) = \frac{\sum Transaksimengandung(A, B)}{\sum Transaksimengandung(A)} \quad (4)$$

Rumus *confident* tersebut mengekspresikan bahwa nilai *confidence* didapatkan dengan melakukan pembagian jumlah transaksi yang memuat *item* A dan B dengan jumlah transaksi yang memuat *Item* A [18].

### 4. Asosiasi dengan Algoritma FP-Growth

Pada tahap ini merupakan proses analisa data yang telah dikumpulkan selama 20 bulan, algoritma asosiasi yang digunakan pada bagian ini adalah *FP-Growth* merupakan tahapan pencarian *frequent Item* set. *FP-Growth* adalah metode data mining yang dikembangkan dari metode apriori untuk mengekstrasi data yang paling sering muncul (*frequent Item* set) dengan membangun struktur data *Tree* atau *Frequent Pattern Tree (FP-Tree)* [19, 20].

Dalam *FP-Growth* Nilai *support* digunakan untuk mengetahui peluang kejadian sebuah *rule* pada keseluruhan transaksi pada *Item* set. Formula *support* dan *confident* sebagaimana disajikan pada persamaan (1) dan (2).

Teknik analisis data diwujudkan dengan menerapkan algoritma *FP-Growth*. Algoritma ini memiliki tiga tahap pengerjaan yaitu [11, 21, 22] :

1. Membangkitkan *conditional pattern base*
2. Membangkitkan *conditional FP-Tree*
3. Mencari *frequent Item* set

### 5. Pengujian Algoritma

Pengujian merupakan yang harus dilakukan dalam penelitian yang bertujuan untuk mendapatkan informasi mengenai ketepatan dan keakuratan dari kualitas data transaksi yang sedang diuji (*under test*). Pengujian pada penelitian ini menggunakan 2 pengujian yaitu *lift rasio* dan evaluasi hasil *rule*. *Lift* berupa angka rasio yang mengidentifikasi banyaknya kemungkinan dalam menemukan semua atribut yang muncul bersama dibandingkan dengan semua atribut yang memenuhi syarat. *Lift* mengekspresikan level kekuatan *rule* atas kejadian acak dari *antecedent* dan *consequent* berdasarkan pada *supportnya*. Perhitungan *lift* dapat dilihat pada rumus (5) [23].

$$LiftRasio = \frac{confidence}{benchmark\ confidence} \quad (5)$$

Sedangkan perhitungan dari *benchmark confidence* dapat dilihat pada rumus (6).

$$ConfidenceBenchmark = \frac{\sum transaksidenganitemdalamconsequent}{\sum transaksidalamdatabase} \quad (6)$$

*Lift* rasio yang bernilai lebih besar dari satu mengidentifikasikan aturan tersebut memiliki manfaat. Semakin besar nilai dari *lift* rasio, maka makin besar pula kekuatan asosiasi [23].

Evaluasi hasil *rule* merupakan proses melakukan evaluasi hasil *rule* yang terbentuk dari masing-masing algoritma, hasilnya kemudian dilakukan pengambilan kesimpulan dari hasil perbandingan kedua algoritma [10]. Rumus dalam menghitung tingkat asosiasi dapat dilihat pada rumus (7).

$$N = \frac{\sum_{i=1}^n S_i \times C_i}{n} \quad (7)$$

Keterangan:

N = jumlah aturan asosiasi.

$S_i$  = nilai *support* untuk aturan asosiasi.

$C_i$  = nilai *confidence* aturan asosiasi.

Rumus menghitung akurasi dapat dilihat pada rumus (8) [10].

$$\frac{\text{SupportAlgoritmaA}}{\text{SupportAlgoritmaB}} \quad (8)$$

## 6. Analisis Hasil

Untuk mendapatkan hasil yang akurat dalam penelitian ini perlu melakukan pengujian, proses pengujian ini dilakukan dengan menganalisa dan mengevaluasi hasil dari proses dari kedua metode tersebut. *Item* yang menghasilkan aturan asosiasi terbaik akan dijadikan sebagai acuan dalam pendukung keputusan dalam memberikan rekomendasi produk *Item* pembelian dijadikan sebagai acuan dalam tata letak barang dan mengidentifikasi kesamaan barang yang dibeli ketika menambah stok barang kepada konsumen berdasarkan nilai *support* dan *confidence* minimal yang telah ditetapkan.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1. Analisis Data

Proses analisis data dilakukan dengan tujuan menemukan pola kesamaan *item* yang dibeli berdasarkan data laporan pembelian barang tiap harinya. Data laporan penjualan tiap harinya pada awalnya hanya sebuah informasi biasa kemudian setelah diproses akan menjadi sebuah informasi yang sangat berguna buat kemajuan dan peningkatan usaha kedepannya. Maka dari itu peneliti akan melakukan pengujian hasil dari menggunakan apriori dan *FP-Growth* untuk mencari hubungan pola pembelian barang. Pada proses penelitian ini menggunakan data penjualan dari januari sampai dengan April dengan total transaksi sebanyak 131 dan *Item* yang digunakan sebanyak 8. Adapun *item* tersebut terlihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Tabulasi Data *Item* Barang Terjual

Bulan	GK/Item 1	Pin/Item 2	Stiker/Item 3	Poster/Item 4	Jaket/Item 5	Kaos/Item 6
01/06/2019	1	1	1	1	1	1
01/13/2019	1	1	1	1	0	1
01/20/2019	1	1	1	1	0	1
...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...
10/13/2019	1	1	1	0	0	1
10/20/2019	1		1	0	0	0
10/27/2019	0	1	1	1	0	0
11/03/2019	1		1	1	0	0
03/31/2020	1	1	0	0	0	0
04/1/2020	1	0	1	0	0	1
04/02/2020	1	0	1	0	1	0

Dari data transaksi penjualan aksesoris pada Tabel 3 didapatkan transaksi dengan 8 *Item* dimana data tersebut merupakan proses transaksi penjualan selama 20 bulan dengan total transaksi sebanyak 131. Pada proses penelitian ini menggunakan dua metode yaitu apriori dan *FP-Growth*, untuk mengukur ketepatan dan kecermatan dalam kombinasi *item* set harus ditentukan batas dari minimal *support* dan *confidence*. Batas minimal *support* dan *confidence* di peroleh dari rumus persamaan (1), makin rendah nilai *minimal support* berakibat makin tinggi *rule* yang diperoleh, demikian pula sebaliknya, makin tinggi nilai *minimal support* berakibat pula semakin rendah *rule* yang diperoleh. Sedangkan makin tinggi nilai *minimal confidence* maka semakin rendah *rule* yang diperoleh dan sebaliknya makin rendah nilai *minimal confidence* maka makin tinggi *rule* yang diperoleh [24]. dalam penelitian ini *minimal support* yang dipakai adalah 30% dan *minimal confidence* 60% [25].

### 3.2. Analisis Menggunakan Algoritma Apriori

Proses ini merupakan tahapan dalam proses pada penelitian ini dengan apriori memiliki berapa tahapan dalam perhitungan, Adapun tahapan dalam apriori adalah.

#### 1. Analisa Pola Frekuensi Tinggi

Pada analisis pola frekuensi tinggi pada proses ini bertujuan mencari kombinasi *item* yang memenuhi syarat *minimal* dari nilai *support*. Adapun proses pencarian kombinasi *item* set dengan *minimal support* = 30% dan *minimal confidence* 60%. Dengan rumus

menggunakan persamaan (1) didapatkan hasil sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Support} &= 70/131 * 100\% = 53.44\% \\ \text{Support} &= 69/131 * 100\% = 52.67\% \\ \text{Support} &= 120/131 * 100\% = 91.60\% \\ \text{Support} &= 49/131 * 100\% = 37.40\% \\ \text{Support} &= 28/131 * 100\% = 21.37\% \\ \text{Support} &= 39/131 * 100\% = 29.77\% \\ \text{Support} &= 40/131 * 100\% = 30.53\% \\ \text{Support} &= 51/131 * 100\% = 38.93\% \end{aligned}$$

Dari proses perhitungan pembentukan 1 item set dengan *minimal support* 30% dengan *minimal confidence* 60% dari proses perhitungan dengan persamaan (1) dimana total barang yang memenuhi *minimal support* terdiri dari 6 barang seperti terlihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Tabel Daftar *Support* Dari Tiap 1 Item

Barang	Count	Support	Keterangan
Item1	70	53,44%	Lolos
Item2	69	52,67%	Lolos
Item3	120	91,60%	Lolos
Item4	49	37,40%	Lolos
Item7	40	30,53%	Lolos
Item8	51	38,93%	Lolos

Proses perhitungan P2 atau disebut dengan 2 item set dengan jumlah *minimal support* = 30% dengan kombinasi 2 Item set didapatkan 14 rule. Ada pun proses perhitungan dilakukan dengan menggunakan rumus (3).

$$\begin{aligned} \text{Support}(AB) &= 46/131 * 100\% = 35, 11\% \\ \text{Support}(AB) &= 65/131 * 100\% = 49, 62\% \\ \text{Support}(AB) &= 30/131 * 100\% = 22, 90\% \\ \text{Support}(AB) &= 21/131 * 100\% = 16, 03\% \\ \text{Support}(AB) &= 31/131 * 100\% = 23, 66\% \\ \text{Support}(AB) &= 62/131 * 100\% = 47, 33\% \\ \text{Support}(AB) &= 25/131 * 100\% = 19, 08\% \\ \text{Support}(AB) &= 27/131 * 100\% = 20, 61\% \\ \text{Support}(AB) &= 27/131 * 100\% = 20, 61\% \\ \text{Support}(AB) &= 34/131 * 100\% = 25, 95\% \\ \text{Support}(AB) &= 44/131 * 100\% = 33, 59\% \\ \text{Support}(AB) &= 35/131 * 100\% = 26, 72\% \\ \text{Support}(AB) &= 47/131 * 100\% = 35, 88\% \\ \text{Support}(AB) &= 13/131 * 100\% = 9, 92\% \\ \text{Support}(AB) &= 21/131 * 100\% = 16, 03\% \end{aligned}$$

Berikut ini adalah hasil perhitungan pembentukan 2 Item set dengan *minimal support* 30% dengan *minimal confidence* 60% dari proses perhitungan dengan persamaan (1) dimana total barang yang memenuhi *minimal support* dan *minimal confidence* dapat dilihat pada Tabel 3 dan 4 dimana untuk *minimal support* mendapatkan rule sebanyak 5 barang seperti terlihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Tabel daftar *support* dari tiap 2 Item

Barang1	Barang2	Count	Support	Keterangan
Ganci	Pin	46	35,11%	Lolos
Ganci	Stiker	65	49,62%	Lolos
Pin	Stiker	62	47,33%	Lolos
Stiker	Poster	44	33,59%	Lolos
Stiker	Kaos	47	35,88%	Lolos

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan pada pembentukan 2 Item pada Tabel 3, kemudian dilanjutkan mencari aturan asosiasi yang memenuhi syarat *minimal support* untuk 3 Item, untuk menghitung *confidence* aturan asosiasi A ke B. Nilai *confidence* dari aturan A ke B, dalam proses ini menggunakan rumus (3).

Tabel 6. Tabel daftar *support* dari tiap 2 *Item*

Barang1	Barang2	Support AUB	Support A	Confidence	Keterangan
Ganci	Pin	35,11%	53,44%	65,71%	Lolos
Ganci	Stiker	49,62%	53,44%	92,86%	Lolos
Pin	Stiker	47,33%	50,38%	93,94%	Lolos

Pada Tabel 6 dari hasil pola kombinasi 2 *Item* di dapatkan 3 *rule* dimana hasil tersebut dilihat dari besarnya nilai *Support* dan *Confidence*. Setelah dilakukan proses selanjutnya pembentukan *Item* set berhenti sampai 3 *Item* set sehingga tidak memungkinkan untuk pencarian *Item* set berikutnya.

Tabel 7. Tabel daftar *support* dari tiap 3 *Item*

Barang1	Barang2	Barang3	Support AUB	Support A	Confidence	Keterangan
Item1	Item2	Item3	32,82%	53,44%	61,43%	Lolos
Item1	Item2	Item4	15,27%	53,44%	28,57%	Tidak Lolos
Item1	Item2	Figure	12,98%	53,44%	24,29%	Tidak Lolos
Item1	Item2	Item8	20,61%	53,44%	38,57%	Tidak Lolos
Item2	Item3	Item4	18,32%	52,67%	34,78%	Tidak Lolos
Item2	Item3	Figure	17,56%	52,67%	33,33%	Tidak Lolos
Item2	Item3	Item8	23,66%	52,67%	44,93%	Tidak Lolos
Item3	Item4	Figure	8,40%	91,60%	9,17%	Tidak Lolos
Item3	Item4	Item8	15,27%	91,60%	16,67%	Tidak Lolos
Item4	figur	Item8	3,82%	37,40%	10,20%	Tidak Lolos

Dari hasil perhitungan pada Tabel 7 didapatkan 1 nilai *minimal confidence* yang memiliki hasil *confidence minimal* yaitu 61,43%. sehingga aturan yang tertentu adalah aturan seperti pada Tabel 8.

Tabel 8. Tabel Pola Kombinasi Dari *Rule* Yang Dihasilkan Dengan 3 *Item*

Antecedent	Conclusion	Lift	Support (%)	Confidence (%)
Gantungan Kunci	Stiker, Pin	1.29793	32.824	61.429
Stiker, Pin	Gantungan Kunci	1.29793	32.824	69.355
Stiker, Gantungan Kunci	Pin	1.25596	32.824	66.154
Pin	Stiker, Gantungan Kunci	1.25596	32.824	62.319

Dari hasil perhitungan menggunakan algoritma apriori pada Tabel 8 diatas didapatkan 4 *rule*. *Rule* 1 menghasilkan *support* sebesar 32.824% dengan *convidence* 61.429%, *rule* 2 menghasilkan *support* 32.824% dan *convidence* 69.355%, *rule* 3 menghasilkan *support* 32.824% dan *convidence* 66.154% dan *rule* 4 menghasilkan *support* 32.824% dan *convidence* 62.319%.

### 3.3. Implementasi Algoritma *FP-Growth*

Pada proses algoritma *FP-Growth*, dilakukan pencarian *frequent Item* set dimana didapatkan dari proses mengekstraksi struktur data pada *FP-Tree*. Langkah pertama pada algoritma ini yaitu membuat *FP-Tree* dari data transaksi penjualan aksesoris. Pada Tabel 9 diasumsikan TID merupakan data tanggal transaksi penjualan dan *Items* merupakan nama barang yang terjual.

Untuk melakukan *mining* data dari data transaksi penjualan, perlu melihat keakuratan kemiripan pada *item* barang. Pada proses pertama peneliti menggunakan algoritma *frequent pattern growth (FP-Growth)*. *Item* dari data transaksi yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Frekuensi *Item*

Item	Frekuensi
Stiker (ST)	120
Gantungan Kunci (GK)	70
Pin (P)	69
Kaos (K)	51
Poster (PS)	49
Chracter Figure (CF)	40
Topi (T)	39
Jaket (J)	28



Tabel 11. *Conditional FP-Tree*

Suffix	Conditional Pattern Base
J	{(S,GK,PS:1),(S,GK,P,PS:2),(S,P,PS:1)},{(P:1)}
T	{(S,GK,P,PS:1),(S,GK,PS,J:1),(S,GK,P:1)},
CF	{(S,GK,P:1),(S,GK,P,PS,J:2),(S,GK,P,T:1),(S,P,PS,J:1)},{(P,J)}
PS	{(GK:1)},{(S,GK,P:9),(S,P:1)}
K	{(P,J,CF:1)},{(S,GK,P,CF:1),(S,GK,P,PS,T:1),(S:1),(S,GK,P,PS,J,T,K:1),(S,GK,P,PS,J:1),(S,GK,P,PS:1), (S,GK,P,T,CF:1), (S,P,SP,J,CF:1)},
P	{(S,GK:13), (S:1)},
GK	{(S:13)},
S	-

Untuk mencari *Conditional FP-Tree* adalah dengan cara menjumlahkan *support count* yang ada dan *support count* yang lebih besar akan dibangkitkan dengan *conditional FP-tree*. Tabel 12 menunjukkan tabel hasil *Conditional FP-Tree*.

Tabel 12. Hasil Pembangkitan *Conditional FP-Tree*

Suffix	Conditional Pattern Base
J	{S3,GK:2, PS:3, TP:2}, {P1}
T	{S:3, GK:3, P:2, PS:2, J:1}
CF	{S:4,GK:3, P:4, J:2PS:2, T:1}, {P:1, J:1}
PS	{GK:1}, {S:2, GK:1, P:2, K:1}
K	{S:6, GK:5, P:5, CF:3, T:3, J:1}, {P:1, CF:1}
P	{S:2, GK:1}
GK	{S:12}

Tahap selanjutnya adalah proses pencarian *frequent Item* set. Pada tahapan ini dilakukan pencarian *single path* kemudian dikombinasikan dengan *Item* yang ada pada *Conditional FP-Tree*. Adapun hasil dari proses pencarian Tabel 13 menunjukkan hasil dari *Frequent Item* set:

Tabel 13. Hasil Frequent Itemset

Suffix	Frequent Itemset
J	{S,J:3,GK, J:2, PS,J:3, TP,J:2},{(P,J:1)}
T	{S,T:3, GK,T:3, P,T:2, PS,T:2, J,T:1}
CF	{S,CF:4,GK,CF:3, P,CF:4, J,CF:2, PS,CF:2, T,CF:1}, {P,CF:1, J,CF:1}
PS	{GK,PS:1}, {S,PS:2, GK,PS:1, P,PS:2, K,PS:1}
K	{S,K:6, GK,K:5, P,K:5, CF,K:3, T,K:3, J,K:1}, {P,K:1, CF,K:1}
P	{S,P:2, GK,P:1}
GK	{S,GK:12}

Setelah didapatkan *frequent Item* set seperti Tabel 13, kemudian lakukan membuat *rule* dengan cara menghitung *minimal Support* 30% dengan mengimplementasikan persamaan (1), (2) dan *minimal confidence* 60% menggunakan rumus (3). Tabel 14 menunjukkan pola kombinasi dari *rule* yang dihasilkan dengan 3 *item* dengan *FP-Growth*.

Tabel 14. Pola Kombinasi Dari *Rule* Yang Dihasilkan Dengan 3 Item Pada *FP-Growth*

Frequensi	Conclusion	Support	%	Confidence	%
Item3 , Item8 (S,K)	Item2 (P)	0.236641221	24%	0.659574	66%
Item3 , Item1 (S,GK)	Item2 (P)	0.328244275	33%	0.661538	66%
Item3 , Item2 (S,P)	Item1 (GK)	0.328244275	33%	0.693548	69%
Item2 , Item8 (P,K)	Item3 (S)	0.236641221	24%	0.911765	91%
Item1 , Item2 (GK,P)	Item3 (S)	0.328244275	33%	0.934783	93%
Item1 , Item8 (GK,K)	Item3 (S)	0.221374046	22%	0.935484	94%

Dari hasil perhitungan menggunakan algoritma *FP-Growth* pada Tabel 14 didapatkan 6 *rule*. *Rule* 1 menghasilkan *support* sebesar 24% dengan *confidence* 66%, *rule* 2 menghasilkan *support* 33% dan *confidence* 66%, *rule* 3 menghasilkan *support* 33% dan *confidence* 69%, *rule* 4 menghasilkan *support* 24% dan *confidence* 91%, *rule* 5 menghasilkan *support* 33% dan *confidence* 93%, dan *rule* 6 menghasilkan *support* 22% dan *confidence* 94%.

### 1. Hasil Pengujian Rule yang Dihasilkan

Proses pengujian merupakan proses pengujian untuk mencari akurasi atau ketepatan dari algoritma apriori dengan *FP-Growth* pengujian ini dilakukan dengan 2 tahap yaitu pengujian menggunakan rumus *lift* rasio dan evaluasi hasil *rule*.

### 2. Pengujian Dengan Menggunakan Lift rasio

Pengujian menggunakan *lift* rasio pada penelitian ini bertujuan untuk menguji kuat tidaknya aturan asosiasi yang terbentuk oleh kedua algoritma tersebut, prosesnya adalah dengan mengukur seberapa penting *rule* yang telah terbentuk berdasarkan nilai *support* dan *confidence*. Adapun proses yang digunakan adalah rumus persamaan (5) dan (6). Adapun hasil setelah dilakukan perhitungan seperti terlihat pada Tabel 15.

Tabel 15. Hasil Perhitungan Pencarian Lift Rasio Untuk Algoritma Apriori

Antecedent	Conclusion	Lift	Support (%)	Confidence (%)
Gantungan Kunci	Stiker, Pin	1.29793	0.32824	0.61429
Stiker, Pin	Gantungan Kunci	1.29793	0.32824	0.69355
Stiker, Gantungan Kunci	Pin	1.25596	0.32824	0.66154
Pin	Stiker, Gantungan Kunci	1.25596	0.32824	0.62319

Dari Tabel 15 diatas hasil perhitungan pencarian *lift* rasio pada asosiasi menggunakan algoritma apriori didapatkan 4 *rule* dengan *lift* rasio tertinggi 1.29793.

Tabel 16. Hasil perhitungan pencarian lift rasio untuk algoritma *FP-Growth*

Antecedent	Conclusion	Lift	Support	Confidence
Stiker, Kaos	Pin	1.270650814	0.236641221	0.659574468
Stiker, Gantungan Kunci	Pin	1.274434389	0.328244275	0.661538462
Stiker, Pin	Gantungan Kunci	1.297926267	0.328244275	0.693548387
Pin, Kaos	Stiker	0.995343137	0.236641221	0.911764706
Gantungan Kunci, Pin	Stiker	1.020471014	0.328244275	0.934782609
Gantungan Kunci, Kaos	Stiker	1.021236559	0.221374046	0.935483871

Dari pengujian *lift* rasio pada Tabel 16 diatas hasil perhitungan pencarian *lift* rasio pada asosiasi menggunakan *FP-Growth* didapatkan 6 *rule* dengan nilai *lift* rasio tertinggi sebesar 1.29793.

### 3. Pengujian Dengan Evaluasi Hasil Rule

Evaluasi hasil *rule* merupakan proses melakukan evaluasi hasil *rule* yang terbentuk dari masing-masing algoritma. Hasil dari Evaluasi hasil *rule* akan menentukan keakuratan dari *rule*, *rule* yang didapatkan menjadi keputusan sebagai *rule* yang terbaik. Perhitungan akurasi didasarkan pada jumlah *support* dari masing-masing algoritma. Tahap pertama dalam proses Evaluasi hasil *rule* adalah mencari tingkat akurasi antara dua algoritma menggunakan rumus (6).

Tabel 17. Hasil perhitungan Mencari Tingkat Asosiasi

Algoritma Aosiasi	Total Rule	$\sum Support$
Apriori	4	1.31296
FP-Growth	6	1.67938

Tahap kedua melakukan evaluasi hasil *rule* dengan menguji tingkat akurasi dari kedua metode tersebut dengan menggunakan rumus (7).

1. Menguji tingkat akurasi algoritma apriori terhadap algoritma FP-Growth:

$$\frac{\sum Support_{Algoritma A}}{\sum Support_{Algoritma B}} = \frac{1.31296}{1.67938} = 0.78181 \times 100\% = 78\%$$

2. Menguji tingkat akurasi algoritma FP-Growth terhadap algoritma apriori:

$$\frac{\sum Support_{Algoritma A}}{\sum Support_{Algoritma B}} = \frac{1.67938}{1.31296} = 1.27908 \times 100\% = 128\%$$

Dari hasil perhitungan perhitungan untuk mencari tingkat akurasi diatas dari kedua algoritma, didapatkan akurasi algoritma *FP-Growth* lebih tinggi dibandingkan algoritma apriori seperti terlihat pada Tabel 18.

Tabel 18. Hasil perhitungan Mencari Tingkat Akurasi

Algoritma Aosiasi	$\sum$ Support	Akurasi	%
Apriori terhadap <i>FP-Growth</i>	1.31296	0.78181	78%
<i>FP-Growth</i> terhadap Apriori	1.67938	1.27908	128%

Dengan demikian dari Tabel 18, tingkat akurasi algoritma *FP-Growth* lebih baik dibandingkan tingkat akurasi algoritma apriori dengan akurasi.

#### 4. KESIMPULAN

Dari hasil perbandingan algoritma apriori dan *FP-Growth* dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut: Proses penelitian dengan menggunakan algoritma apriori dan *FP-Growth* dengan menggunakan 131 data transaksi dengan 8 *item*, untuk algoritma apriori menghasilkan 4 *rule* dengan *support* sebesar 1.31296 dengan akurasi sebesar 78% dan untuk perhitungan *FP-Growth* menghasilkan 6 *rule* dengan *support* sebesar 1.67938 dengan akurasi sebesar 128%. Sehingga dari pengujian menggunakan 8 *item* dengan data sebanyak 131 data algoritma *FP-Growth* memiliki akurasi terbaik dibandingkan dengan apriori.

#### REFERENSI

- [1] "Laporan perekonomian provinsi Nusa Tenggara Barat," 2019. [Online]. Tersedia: <https://docplayer.info/166000010-Laporan-perekonomian-provinsi-nusa-tenggara-barat.html>.
- [2] F. Rahmawati and N. Merlina, "Metode Data Mining Terhadap Data Penjualan Sparepart Mesin Fotocopy Menggunakan Algoritma Apriori," *PIKSEL : Penelitian Ilmu Komputer Sistem Embedded and Logic*, vol. 6, no. 1, pp. 9–20, 2018.
- [3] L. Ardiantoro and N. Sunarmi, "Badminton Player Scouting Analysis Using Frequent Pattern Growth (FP-Growth) Algorithm," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1456, no. 1, p. 012023, jan 2020.
- [4] D. P. Sari, "Data Mining Perkiraan Produksi Spanduk dengan Algoritma Apriori ( Studi Kasus : CV . Mentari Persada Medan )," *Pelita Informatika Budi Darma*, vol. 9, no. 1, pp. 33–41, 2015.
- [5] A. R. Riszky and M. Sadikin, "Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 7, no. 3, pp. 103–108, 2019.
- [6] D. Sepri, M. Afdal, and S. Riau, "Analisa dan Perbandingan Metode Algoritma Apriori dan FP-Growth untuk Mencari Pola Daerah Strategis Pengenalan Kampus Studi Kasus di STKIP Adzкия Padang," *Jurnal Sistem Informasi Kaputama (JSIK)*, vol. 1, no. 1, 2017.
- [7] E. Elisa, "Market Basket Analysis pada Mini Market Ayu Dengan Algoritma Apriori," vol. 2, no. 2, pp. 472–478, 2018.
- [8] F. A. Sianturi, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Penentuan Tingkat Pesanan," *Mantik Penusa*, vol. 2, no. 1, pp. 50–57, 2018.
- [9] R. Fitria, W. Nengsih, and D. H. Qudsi, "Implementasi Algoritma FP-Growth Dalam Penentuan Pola Hubungan Kecelakaan Lalu Lintas," *Jurnal Sistem Informasi*, vol. 13, no. 2, p. 118, 2017.
- [10] H. Maulidiya, A. Jananto, G. Special, I. A. Bawang, M. Sedap, and M. Asosiasi, "Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori dan FP-Growth sebagai Dasar Pertimbangan Penentuan Paket Sembako," pp. 978–979, 2020.
- [11] R. Župan and T. S. Wahyuni, "Associaion Rule dalam Menentukan Cross-Selling Produk Menggunakan Algoritma Fp-Growth," vol. 7, no. 4, 2019.
- [12] S. A. Syahdan and A. Sindar, "Data Mining Penjualan Produk dengan Metode Apriori pada Indomaret Galang Kota," *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, vol. 1, no. 2, 2018.
- [13] G. Grand, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Menemukan Hubungan Data Murid dengan Nilai Sekolah," *Ikraith Informatika*, vol. 2, no. 18, pp. 7–12, 2018.
- [14] D. Listriani, A. H. Setyaningrum, and F. Eka, "Penerapan Metode Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori pada Aplikasi Analisa Pola Belanja Konsumen (Studi Kasus Toko Buku Gramedia Bintaro)," *Jurnal Teknik Informatika*, vol. 9, no. 2, pp. 120–127, 2018.

- [15] N. Hadinata and K. Kurniawan, "Analisis Pola Pembelian Produk Konsumen Menggunakan Metode Algoritma Apriori," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 9, no. 1, pp. 263–268, 2020.
- [16] D. E. Satie, S. Suparni, and A. B. Pohan, "Analisa Algoritma Apriori pada Pola Peminjaman Buku di Perpustakaan ITB Ahmad Dahlan," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 4, no. 1, p. 136, 2020.
- [17] D. S. Purnia and A. I. Warnilah, "Implementasi Data Mining pada Penjualan Kacamata Menggunakan Algoritma Apriori," vol. 2, no. 2, pp. 31–39, 2017.
- [18] A. Fikri, "Implementasi Algoritma Apriori dalam Menentukan Program Studi yang Diambil Mahasiswa," *Jurnal Iptek Terapan*, vol. 10, no. 2, pp. 81–85, 2016.
- [19] A. Maulana and A. A. Fajrin, "Penerapan Data Mining untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen dengan Algoritma FP-Growth pada Data Transaksi Penjualan Spare Part Motor," *Klik - Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 1, p. 27, 2018.
- [20] D. Rusdian and A. Setiyono, "Algoritma FP-Growth dalam Penempatan Lokasi Barang di Gudang PT. XYZ," *Jurnal Ilmu Pengetahuan Dan Teknologi Komputer*, vol. 4, no. 1, pp. 63–70, 2018.
- [21] Mardiah, "Penerapan Data Mining Apriori pada Persediaan Obat ( Studi Kasus Apotek Rafif Farma Medan ) Mardiah Universitas Nahdlatul Ulama Sumatera Utara , Medan , Indonesia Email : mardiahindin23@gmail.com The importance of inventory systems at a pharmacy and the t," vol. 6341, no. November, pp. 115–123, 2019.
- [22] A. R. Dinna Yunika Hardiyanti, Hardini Novianti, "Penerapan Algoritma FP-Growth pada Sistem Informasi Perpustakaan," vol. 3, no. 1, pp. 75–77, 2018.
- [23] H. Sujaini, "Analisis Asosiasi pada Transaksi Obat Menggunakan Data Mining dengan Algoritma A Priori," vol. 1, no. 1, 2016.
- [24] V. N. Latifah, M. T. Furqon, and N. Santoso, "Implementasi Algoritme Modified-Apriori untuk Menentukan Pola Penjualan sebagai Strategi Penempatan Barang dan Promo," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (J-PTIIK) Universitas Brawijaya*, vol. 2, no. 10, pp. 2829–2834, 2018.
- [25] C. E. Firman, "Penentuan Pola yang Sering Muncul untuk Penjualan Pupuk Menggunakan Algoritma FP-Growth," *INFOR MaTIKa*, vol. 9, no. 2, p. 1, 2019.

