

Analisis Minat Beli Produk pada Toko Oleh-Oleh Khas Surabaya dengan Algoritme FP-Growth

Fransiscus Xaverius Bagus Caesar
Fakultas Teknologi Informasi
Universitas Kristen Satya Wacana
Salatiga, Indonesia
672017029@student.uksw.edu

Ramos Somya
Fakultas Teknologi Informasi
Universitas Kristen Satya Wacana
Salatiga, Indonesia
ramos.somya@uksw.edu

Abstrak— Sebuah toko oleh-oleh khas Surabaya menggunakan aplikasi Point of Sales (POS) dalam pencatatan setiap transaksi penjualan beserta rincian pendapatan yang diperoleh setiap bulan. Proses pencatatan data transaksi belum bisa dimanfaatkan secara maksimal, dikarenakan pihak toko hanya menggunakan data tersebut sebagai laporan penjualan dan pencatatan keuntungan yang didapatkan saja. Data pencatatan transaksi yang ada dapat digunakan lebih lanjut sebagai pedoman *market basket analysis*, yaitu pelaku bisnis dapat menganalisis minat konsumen dalam pembelian suatu barang yang dibeli bersamaan dalam satu transaksi. Penelitian yang akan dilakukan, bertujuan untuk membuat suatu analisis minat beli konsumen dengan menggunakan Algoritme FP-Growth yang berdasarkan proses *association rule* yang menerapkan aturan asosiatif dari *data mining*. Algoritme FP-Growth bermanfaat untuk menentukan aturan asosiasi barang yang dibeli bersamaan dalam satu transaksi. Hasil dari analisis data yang dilakukan dengan perhitungan Algoritme FP-Growth ditemukan *rule* atau panduan pendukung dalam membantu pelaku bisnis agar dapat menunjang strategi pemasaran dengan lebih baik.

Kata kunci—*Association Rule, Algoritme FP-Growth, Data Mining, Market Basket Analysis*

I. PENDAHULUAN

Kemudahan akses teknologi informasi di era modern dapat dirasakan dalam berbagai aspek kehidupan manusia. Hal ini dapat dilihat secara langsung dalam pengaplikasian teknologi informasi di bidang bisnis maupun kewirausahaan, sehingga tercipta kolaborasi yang selaras. Para pelaku bisnis maupun kewirausahaan, diharapkan dapat merasakan manfaat ideal dari proses bisnis berbasis teknologi [1]. Teknologi informasi yang digunakan tidak hanya di bidang usaha dengan skala besar, namun juga dapat digunakan dalam usaha kecil hingga menengah untuk menarik minat beli konsumen, sehingga terus berkembang dan mengalami peningkatan baik dari segi kualitas maupun kuantitas kewirausahaan dalam lingkup industri [2]. Dari segi pengelolaan dalam lingkup bisnis atau kewirausahaan, diperlukan suatu panduan manajemen data yang jelas bertujuan untuk memberi pengetahuan dan informasi yang berkaitan dengan usaha yang sedang dijalankan. Contoh dari penerapan aplikasi pengelolaan teknologi informasi yaitu dengan aplikasi Point of Sales (POS) yang mempermudah pengelolaan pencatatan semua data penjualan usaha yang terjadi pada setiap transaksi [3].

Dalam suatu usaha bisnis maupun kewirausahaan, minat beli konsumen juga menjadi kunci yang penting dalam lingkup usaha yang ada walaupun sifatnya terselubung dalam setiap individu konsumen tanpa pedoman yang belum jelas. Dinilai dari sikap positif konsumen terhadap suatu produk, merupakan sebuah tolak ukur dalam meningkatkan minat pembelian terhadap produk atau merk [4].

Kebanyakan dari pemilik bisnis atau wirausaha yang ada, belum bisa memanfaatkan data transaksi yang ada secara maksimal. Pemanfaatan data transaksi kebanyakan hanya digunakan untuk mengetahui pendapatan yang diperoleh tiap harinya tanpa analisis lebih lanjut. Keuntungan bisnis/kewirausahaan tanpa analisis bisnis tentu tidak sebanding dengan strategi pemasaran produk secara sistematis. Pemilik bisnis diharapkan menyusun strategi penjualan barang-barang yang saling berkaitan dapat ditata secara sistematis, baik barang-barang yang saling melengkapi maupun memiliki jenis yang identik sehingga dapat dipaketkan dengan sistem *auto-bundling* seperti parcel atau penempatan barang-barang yang saling berkaitan dapat dijadikan satu rak agar pengunjung dapat mengambil barang yang ingin dibeli dengan mudah.

Salah satu toko oleh-oleh khas Surabaya menyediakan produk oleh-oleh berupa makanan dan minuman. Toko ini menggunakan aplikasi Point of Sales (POS) dalam pencatatan kegiatan transaksi dan menghasilkan sebuah pencatatan transaksi penjualan barang. Penggunaan aplikasi Point of Sales, berhenti sampai pencatatan data transaksi dan belum ada analisis lebih lanjut. Diperlukannya suatu metode untuk memanfaatkan pencatatan data hasil transaksi agar dapat digunakan untuk menganalisis pola minat pembelian konsumen.

Dengan salah satu penerapan proses *data mining*, analisis dapat dilakukan untuk mempelajari suatu pola minat beli barang secara asosiatif dari konsumen yaitu *association rule*. Penelitian ini akan merancang sebuah *rule* atau panduan berisi relasi barang yang saling berkaitan satu sama lain menggunakan Algoritme FP-Growth. Diharapkan melalui penelitian ini, subjek penelitian mampu meningkatkan penjualan dengan strategi marketing yang berbasis teknologi.

II. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian yang akan dilakukan ini mengacu pada 5 (lima) penelitian terdahulu. Penelitian pertama yang diacu yaitu dengan judul “Algoritme FP-Growth untuk Menganalisa Pola Pembelian Oleh-Oleh”. Penelitian terdahulu ini bertujuan untuk meningkatkan penjualan dengan aturan asosiasi produk yang dibeli secara bersamaan dalam satu waktu [5]. Penelitian ini menggunakan metode *association rules* dengan Algoritma FP-Growth. Dalam pengujian Algoritma, penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman PHP MySQL. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian terdahulu adalah pada penelitian ini penyusunan Algoritme FP-Growth yang dirancang menggunakan basis Bahasa Pemrograman Python dalam pengolahan data transaksi dan Google Colab sebagai *tools* penyusun algoritme.

Penelitian terdahulu yang kedua berjudul “Penerapan Algoritma FP-Growth dalam Menentukan Perilaku

Konsumen Ghania Mart Muara Bulian”. Penelitian terdahulu ini bertujuan untuk mencari pola pembelian barang yang diminati oleh konsumen. Dalam penelitian ini digunakan sebuah perangkat lunak yaitu Weka dalam melakukan proses analisis data transaksi menggunakan Algoritme FP-Growth [6]. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian terdahulu adalah pada penelitian ini penyusunan Algoritme FP-Growth dengan *tools* Google Colab yang akan dirancang dengan basis Bahasa Pemrograman Python dalam pengolahan data transaksi.

Penelitian terdahulu yang ketiga berjudul “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritme FP-TREE dan FP-GROWTH pada Data Transaksi Penjualan Obat”. Penelitian terdahulu ini bertujuan untuk menggali informasi dari data penjualan obat untuk pengambilan keputusan dan mengetahui *item* obat yang saling berkaitan [7]. Dalam penelitian terdahulu, digunakan dua algoritme yaitu yang pertama FP-Tree yang digunakan untuk penyusunan tabel dari semua transaksi dan ilustrasi rantai pohon dari barang-barang yang dibeli menggunakan *tools* Rapidminer. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian tersebut adalah pada pengolahan FP-Tree dalam penyusunan *item* yang akan diolah disusun secara manual dalam Microsoft Excel dan diproses dengan Algoritma FP-Growth dengan *tools* Google Colab.

Penelitian terdahulu yang keempat berjudul “Penerapan Metode Association Rule Untuk Menganalisa Pola Pemakaian Bahan Kimia Di Laboratorium Menggunakan Algoritme FP-Growth”. Penelitian terdahulu ini bertujuan untuk mencari pola pemakaian bahan kimia dengan menggunakan implementasi Algoritme FP-Growth dengan menggunakan konsep pembangunan FP-Tree dalam mencari *frequent itemset* [8]. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian terdahulu dimana penelitian ini adalah minimum support yang digunakan yaitu 0.2 sedangkan pada penelitian ini nilai support yang digunakan yaitu 0.01.

Penelitian terdahulu yang kelima berjudul “Penentuan Pola yang Sering Muncul untuk Penjualan Pupuk Menggunakan Algoritme FP-Growth”. Penelitian terdahulu ini bertujuan untuk merancang strategi efektif dari data transaksi penjualan produk pupuk dengan Algoritme FP-Growth menggunakan *tools* Rapid Miner [9]. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian terdahulu yaitu pada cara pengolahan data yang digunakan dalam penelitian ini, dimana Algoritma FP-Growth disusun menggunakan Bahasa Pemrograman Python dengan *tools* Google Colab.

Berdasarkan kelima penelitian terdahulu, penelitian ini akan dirancang menggunakan Algoritma FP-Growth dalam mempelajari pola *item* transaksi toko pada bulan Januari 2011. Data transaksi yang ada akan diolah dan disusun menggunakan *software* MS.Excel. Perhitungan dan perancangan Algoritme FP-Growth akan disusun dengan Bahasa Pemrograman Python dengan *tools* Google Colab. Hasil dari penelitian akan berupa tabel asosiasi *item* yang mengandung serangkaian *rules* yang menentukan pola ketertarikan konsumen agar kelak dapat berguna untuk menunjang strategi pemasaran.

A. Data Mining

Data mining merupakan sebuah proses dalam pencarian pola maupun informasi menarik dalam data yang akan diolah, dengan metode tertentu [10]. Tercetusnya proses *data mining* didasarkan pada ketersediaan data serta sebagai solusi para

pengambil keputusan di dunia bisnis untuk mengembangkan serta membuat strategi bisnis secara optimal [11].

B. Market Basket Analysis

Market basket analysis adalah metode dalam mempelajari perilaku konsumen secara spesifik dari suatu golongan/kelompok tertentu. *Market basket analysis* bermanfaat sebagai titik awal pencarian pola dari suatu data ketika kita tidak mengetahui pola spesifik apa yang kita cari. Kebutuhan *market basket analysis* didapat dari keakuratan dan manfaat yang dihasilkan dalam wujud aturan pola data tertentu dalam basis data. Menggunakan informasi tentang *market basket analysis* memungkinkan orang untuk menganalisis data dari hasil pengambilan suatu kategori produk yang cenderung dibeli bersama atau pola kategori produk tertentu [12].

C. Algoritme FP-Growth

Algoritme FP-Growth merupakan salah satu pengembangan dari Algoritme Apriori dalam metode *Association Rule* yang bertujuan mencari pola item yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sekumpulan data yang sedang diolah [13]. Algoritme ini lebih efisien dalam proses pencarian *frequent itemset* [14]. Secara konseptual, FP-Growth memiliki suatu struktur FP-Tree yang berguna untuk fokus pada pola hubungan data transaksi dengan barang yang sama, sehingga penggunaan memori komputer lebih sedikit, dan proses pencarian *frequent itemset* menjadi lebih cepat. Hasil yang didapatkan berupa *rules* yang sering muncul dan punya nilai tinggi antar atribut, dimana pada penelitian ini data yang diteliti yaitu atribut antar barang yang dibeli bersamaan oleh konsumen.

D. Bahasa Pemrograman Python

Bahasa pemrograman Python adalah bahasa pemrograman *high level* yang diciptakan Guido van Rossum dan memiliki kemampuan dalam eksekusi instruksi bersamaan dengan berbagai fungsi secara langsung dengan metode *Object Oriented Programming*. Bahasa pemrograman ini juga menggunakan semantik dinamis untuk memberikan tingkat keterbacaan *syntax* (logika perhitungan) yang jelas [15]. *Tools* yang dipakai untuk melakukan penyusunan perhitungan dengan Bahasa Pemrograman Python adalah Google Colab. *Tools* Google Colab adalah produk dari Google Research dengan kemudahan akses melalui *browser*. Google Colab juga merupakan *executable document*, yang digunakan untuk menulis, menyimpan, serta membagikan program yang ditulis melalui Google Drive.

E. Association Rule

Association Rule adalah sebuah tahapan untuk mencari pola aturan asosiasi yang memenuhi syarat *minimum support* dan syarat *minimum confidence* [16]. Metodologi dasar analisis asosiasi dibagi kedalam 2 tahap yaitu analisis pola frekuensi tinggi dan pembentukan aturan asosiasi.

Tahapan pencarian pola frekuensi tinggi menggunakan Algoritme Apriori dengan pencarian kombinasi item yang sesuai dengan syarat minimum support database. Nilai support menunjukkan seberapa sering sebuah item muncul dalam database, perhitungan nilai support sebuah item ditunjukkan dengan persamaan 1.

$$Support(A) = \frac{\sum \text{transaksi dengan item } A}{\sum \text{transaksi}} \quad (1)$$

Perhitungan nilai *support* 2 (dua) *item* ditulis dengan persamaan 2 dan persamaan 3.

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

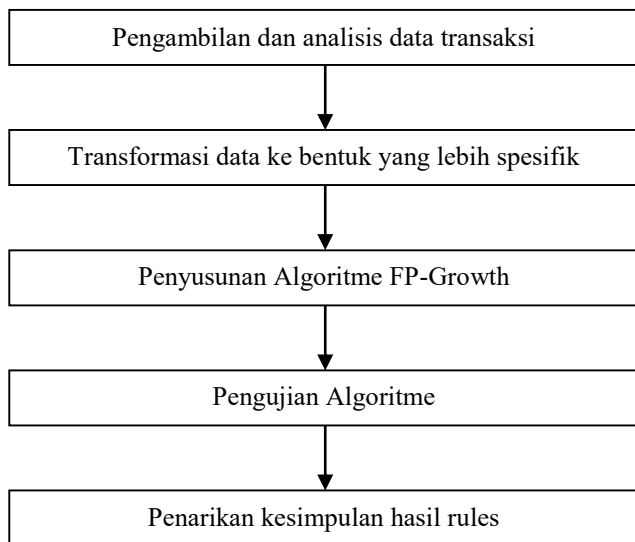
$$Support(A, B) = \frac{\sum \text{transaksi dengan item A dan B}}{\sum \text{transaksi}} \quad (3)$$

Tahapan yang kedua adalah pencarian nilai syarat *minimum confidence* yang menunjukkan berapa kali suatu *item* ditemukan bersama dengan kombinasi *item* yang lainnya secara bersamaan. asosiasi nilai *item* $A \rightarrow B$ dapat dicari dengan persamaan 4.

$$Confidence(A) = \frac{\sum \text{transaksi dengan item A}}{\sum \text{transaksi}} \quad (4)$$

III. METODE PENELITIAN

Dalam Analisis Minat Beli Produk Oleh-Oleh Khas Surabaya dengan Algoritme FP-Growth, agar penelitian dapat berjalan baik terdapat beberapa tahapan yaitu:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pada gambar 1, dijelaskan langkah penelitian yang diawali dengan langkah pengambilan serta analisis data transaksi yang memiliki bagian penting untuk diolah. Data yang penting kemudian dilakukan transformasi dan ditata agar kemudian terbentuk suatu *dataset* yang akan diolah pada *algoritme*. Algoritme FP-Growth kemudian disusun dengan Bahasa Pemrograman Python melalui *tools* Google Colab. Apabila algoritme telah selesai dibuat akan dilakukan pengujian terhadap *dataset* yang ada sehingga didapatkan *association rules* yang dicari. Dari penemuan *rules* yang ada kemudian dapat ditarik kesimpulan

A. Pengambilan dan analisis data transaksi

Pengolahan data transaksi toko oleh-oleh khas Surabaya diambil dari pencatatan hasil transaksi Aplikasi Point of Sales yang diambil dari bulan Januari 2011 dengan jumlah data sebanyak 2.117. Data tersebut tersimpan dalam format .xls.

Laporan Detail Penjualan Periodik						
Periode :		01 Jan 2011 s/d	31 Jan 2011			
Tanggal :	01 Jan 2011 / 08:38:14		Petugas :	ENY		
No Nota :	W/1101/00001		Cara Bayar :	KAS		
No	Kode Barang	Nama Barang	Jumlah	Harga Jual	Diskon	Sub Total
1	999		2,00 PCS	10,000	0	20,000
2	872	AISYAH TELO UNGU	2,00 PCS	9,500	0	19,000
3	66	KENTANG MANIS "WR"	2,00 PCS	8,000	0	16,000
4	414	KELINCI RENGGINANG UI	2,00 PCS	9,000	0	18,000
Grand Total						73,000
Diskon Total						0
Card						0
Voucher						0
Total Bayar						73,000

Gambar 2. Data nota transaksi hasil pencatatan Aplikasi POS

Data nota transaksi pada gambar 2 kemudian dilakukan analisis pada bagian data penting untuk diolah. Data penting dari nota transaksi yang akan disusun yaitu; kode transaksi, kode barang dan nama barang. Selanjutnya data tersebut akan diolah kedalam *software* Microsoft Excel yang kemudian dilakukan normalisasi pada beberapa data yang hilang.

B. Transformasi data ke bentuk yang lebih spesifik

Setelah tahap normalisasi data, dilakukan penyusunan data yang dibutuhkan untuk menyusun *dataset*. Hasil pengambilan data tersebut kemudian disusun secara terurut pada *sheet* yang baru.

01/01/2011	0001	999	ITEM A
01/01/2011	0001	872	AISYAH TELO UNGU
01/01/2011	0001	66	KENTANG MANIS "WR" 200GR
01/01/2011	0001	414	KELINCI RENGGINANG UDANG
01/01/2011	0002	66	KENTANG MANIS "WR" 200GR
01/01/2011	0003	724	AQUA BT B
01/01/2011	0004	839	K. CAKAR WISATA RASA B
01/01/2011	0005	9	KUE BLINJO WISATA RASA
01/01/2011	0005	725	AQUA BT T
01/01/2011	0005	889	KRUPUK TERUNG "WR"
01/01/2011	0005	968	KACANG BANGKOK
01/01/2011	0006	5	KUE MENTE WISATA RASA
01/01/2011	0006	110	KC. ATOM PLS
01/01/2011	0007	975	K. U NY SIOK KTK
01/01/2011	0007	853	BLINJO UDANG MENTAH "WR"
01/01/2011	0007	968	KACANG BANGKOK
01/01/2011	0007	752	PERMEN JAHE
01/01/2011	0007	261	PERMEN KAYU PUTIH

Gambar 3. Sampel data hasil transformasi transaksi

Pada gambar 3, didapatkan *dataset* yang telah disusun kedalam *sheet* yang baru dengan total data sebanyak 7516 baris.

C. Penyusunan Algoritme FP-Growth

Algoritme FP-Growth disusun menggunakan Google Colab kedalam Bahasa Pemrograman Python dengan bantuan *library mltxtend* sebagai proses perhitungan algoritme yang digunakan. Selain itu beberapa *library* lain seperti *pandas* dan *numpy* digunakan untuk pembacaan data dan perubahan tipe data.

```

!pip install mltxtend --upgrade --no-deps

import pandas as pd
import numpy as np
from mltxtend.preprocessing import TransactionEncoder
from mltxtend.frequent_patterns import apriori, fpmmax, fpgrowth
    
```

Gambar 4. Import library untuk menyusun algoritme

Pada gambar 4, *dataset* terurut yang bernama *jan.xls* dimasukkan ke dalam perhitungan dengan melakukan *import* kedalam *tools* Google Colab. kemudian diurutkan berdasarkan nilai maksimal dari kode transaksi yang kemudian diubah ke dalam bentuk *array*.

```
#usecols digunakan untuk menentukan index kolom mana saja yang mau ditampilkan
# 1 = kode transaksi
# 2 = kode barang
# 3 = nama barang
usecols = [1,3]
#kolom ke

#set sheet name 'FIXX' as 1 because it's index is 1
df = pd.read_excel('jan.xls', sheet_name = 1, usecols = usecols, header = None)
print(df)

#untuk mendapatkan maksimal kode transaksi
max_nomor_struk = df[1].max()
print("Jumlah Transaksi dalam bulan ini adalah : ",max_nomor_struk)

#mengubah data ke dalam array numpy agar mudah diproses nanti
arr = df.to_numpy()
```

Gambar. 5. Memasukkan dataset jan.xls kedalam bentuk array

Pada gambar 5, data yang telah berbentuk array kemudian akan dikelompokkan berdasarkan kode transaksi kembali agar bersesuaian dengan transaksi yang ada.

```
[ ] # Membuat array yang telah dikelompokkan sesuai dengan kode transaksi
dataset = []
for i in range(1, max_nomor_struk+1):
    a = []
    for j in range(0, len(arr)):
        if arr[j][0] == i:
            a.append(arr[j][1])
    dataset.append(a)
```

Gambar. 6. Pengelompokan dataset array sesuai kode transaksi

Dapat dilihat pada gambar 6, bahwa data array yang telah tersusun akan diolah oleh library mlxtend dengan menggunakan fungsi TransactionEncoder(). Fungsi ini digunakan untuk melakukan pre-processing data, dimana data tersebut akan dipelajari keunikannya menggunakan method fit(), lalu diubah ke dalam bentuk boolean dengan method transform(). Hasil pre-processing data tersebut dimasukkan ke dalam sebuah dataframe menggunakan library Pandas.

```
te = TransactionEncoder()
te_ary = te.fit(dataset).transform(dataset)
df = pd.DataFrame(te_ary, columns=te.columns_)
```

Gambar. 7. Preprocessing data

Preprocessing data pada gambar 7 yang diperoleh kemudian akan diolah dengan FP-Growth untuk menemukan association rules transaksi antar item.

D. Pengujian Algoritme

Dataframe yang berisi dataset, diuji dengan Algoritme FP-Growth yang dipanggil dari library mlxtend untuk mendapatkan nilai frequent itemset. Nilai minimal support yang digunakan adalah 0.01. Didapatkan hasil sebanyak 105 baris frequent itemset.

```
frequent_itemsets = fpgrowth(df, min_support=0.01, use_colnames=True)
frequent_itemsets
```

Gambar. 8. Pengujian Algoritme FP-Growth

Hasil pencarian frequent itemset pada gambar 8 kemudian diolah dengan library association rules untuk mendapatkan pola frequent itemset.

```
from mlxtend.frequent_patterns import association_rules
association_rules(frequent_itemsets, metric="confidence", min_threshold=0.1)
```

Gambar. 9. Pembentukan rules itemset

Pada gambar 9 dalam pembentukan nilai minimal threshold dalam mencari aturan asosiasi yang digunakan yaitu sebesar 0.1.

IV. PEMBAHASAN DAN HASIL

Pembahasan serta hasil yang didapatkan mencakup proses penyusunan dan perhitungan Algoritme FP-Growth untuk mendapatkan rules terkait minat beli konsumen terhadap toko oleh-oleh khas Surabaya. Rules yang didapatkan dari perhitungan Association Rule dengan indikator support dan confidence dari hubungan setiap pola ketertarikan barang.

A. Perhitungan nilai confidence frequent itemset

Pada perhitungan nilai confidence terdapat 2 bagian hubungan itemset yaitu antecedents dan consequents. Ditemukan sebanyak 17 association rules yang terdapat dalam seluruh transaksi dalam bulan Januari 2011. Data hasil dari perhitungan mengenai hubungan antecedents dengan consequents ditampilkan dalam Tabel 1.

Tabel I. TABEL KALKULASI RULES SUPPORT DAN CONFIDENCE

No.	Antecedents	Consequents	Support	Confidence
1	(K.Cakar Wisata Rasa B)	(Lapis Surabaya)	0.014643	0.287037
2	(K.Cakar Wisata Rasa B)	(Kue Blinjo Wisata Rasa)	0.010392	0.203704
3	(Lapis Surabaya)	(Kue Blinjo Wisata Rasa)	0.036845	0.212534
4	(Kue Blinjo Wisata Rasa)	(Lapis Surabaya)	0.036845	0.323651
5	(Kue Mente Wisata Rasa)	(Kue Blinjo Wisata Rasa)	0.035427	0.480769
6	(Kue Blinjo Wisata Rasa)	(Kue Mente Wisata Rasa)	0.035427	0.311203
7	(Lapis Surabaya)	(Kue Mente Wisata Rasa)	0.030704	0.177112
8	(Kue Mente Wisata Rasa)	(Lapis Surabaya)	0.030704	0.416667
9	(Lapis Surabaya, Kue Mente Wisata Rasa)	(Kue Blinjo Wisata Rasa)	0.015588	0.507692
10	(Lapis Surabaya, Kue Blinjo Wisata Rasa)	(Kue Mente Wisata Rasa)	0.015588	0.423077
11	(Kue Mente Wisata Rasa, Kue Blinjo Wisata Rasa)	(Lapis Surabaya)	0.015588	0.440000
12	(Kue Mente Wisata Rasa)	(Lapis Surabaya, Kue Blinjo Wisata Rasa)	0.015588	0.211538
13	(Kue Blinjo Wisata Rasa)	(Lapis Surabaya, Kue Mente Wisata Rasa)	0.015588	0.136929
14	(Gosyen Wingko K)	(Lapis Surabaya)	0.011337	0.240000
15	(Item D)	(Lapis Surabaya)	0.013226	0.329412
16	(Lapis Surabaya)	(Tas Wr T (Free))	0.01795	0.103542
17	(Tas Wr T (Free))	(Lapis Surabaya)	0.01795	0.808511

Pada Tabel I terdapat istilah *antecedents* dalam *association rules* merupakan *itemset* yang ada dalam data transaksi sedangkan *consequents* adalah *itemset* yang ditemukan dalam kombinasi dengan *antecedents*. Perumpamaan istilah *antecedents* dapat diibaratkan mewakili makna “jika”, sedangkan *consequents* mewakili makna “maka”. Rule yang muncul masih dalam urutan yang acak sehingga perlu dilakukan proses *ranking* dengan cara dilakukan *sorting* nilai *confidence* agar kombinasi *rules item* lebih mudah dipahami.

B. *Sorting* nilai frekuensi *itemset*

Dari hasil kalkulasi yang ada, dilakukan proses *sorting frequent itemset* dengan *confidence* dari yang terbesar hingga terkecil. Sehingga didapatkan *rules item* terurut, dimana tingkatan asosiasi dengan *confidence* tertinggi merupakan *rule* terbaik. Nilai *support* dan *confidence* juga akan diubah kedalam bentuk persen dengan dikalikan 100. Data yang telah dilakukan proses *sortir* berdasarkan tingkat *confidence* ditampilkan pada Tabel II.

Tabel II. TABEL PERSENTASE NILAI *SUPPORT* & *CONFIDENCE*

No.	<i>Antecedents</i>	<i>Consequents</i>	Persentase <i>Support</i>	Persentase <i>Confidence</i>
1	Tas Wr T (Free)	Lapis Surabaya	1.79%	80.85%
2	Lapis Surabaya, Kue Mente Wisata Rasa	Kue Blinjo Wisata Rasa	1.56%	50.77%
3	Kue Mente Wisata Rasa	Kue Blinjo Wisata Rasa	3.54%	48.08%
4	Kue Blinjo Wisata Rasa, Kue Mente Wisata Rasa	Lapis Surabaya	1.56%	44.00%
5	Lapis Surabaya, Kue Blinjo Wisata Rasa	Kue Mente Wisata Rasa	1.56%	42.31%
6	Kue Mente Wisata Rasa	Lapis Surabaya	3.07%	41.67%
7	Item D	Lapis Surabaya	1.32%	32.94%
8	Kue Blinjo Wisata Rasa	Lapis Surabaya	3.68%	32.37%
9	Kue Blinjo Wisata Rasa	Kue Mente Wisata Rasa	3.54%	31.12%
10	K.Cakar Wisata Rasa B	Lapis Surabaya	1.46%	28.70%
11	Gosyen Wingko K	Lapis Surabaya	1.13%	24.00%
12	Lapis Surabaya	Kue Blinjo Wisata Rasa	3.68%	21.25%
13	Kue Mente Wisata Rasa	Surabaya, Kue Blinjo Wisata Rasa	1.56%	21.15%
14	K.Cakar Wisata Rasa B	Kue Blinjo Wisata Rasa	1.04%	20.37%
15	Lapis Surabaya	Kue Mente Wisata Rasa	3.07%	17.71%
16	Kue Blinjo Wisata Rasa	Lapis Surabaya, Kue Mente Wisata Rasa	1.56%	13.69%
17	Lapis Surabaya	Tas Wr T (Free)	1.79%	10.35%

Merujuk pada tabel II yang menghasilkan rincian persentase nilai *support* dan *confidence* antar *item*, terbentuklah *rules* pola asosiasi transaksi. Rule yang didapatkan dari hubungan antar *item* yaitu:

1. Pembelian *item* [TAS WR T (FREE)] dengan LAPIS SURABAYA memiliki persentase *support* 1.79% dan persentase *confidence* 80.85% (*rules* ini memiliki pola kombinasi kemunculan dalam transaksi yang paling tinggi).
2. Pembelian *item* [LAPIS SURABAYA, KUE MENTE WISATA RASA] dengan KUE BLINJO WISATA RASA memiliki persentase *support* 1.56% dan persentase *confidence* 50.77%
3. Pembelian *item* [KUE MENTE WISATA RASA] dengan KUE BLINJO WISATA RASA memiliki persentase *support* 3.54% dan persentase *confidence* 48.08%
4. Pembelian *item* [KUE BLINJO WISATA RASA, KUE MENTE WISATA RASA] dengan LAPIS SURABAYA memiliki persentase *support* 1.56% dan persentase *confidence* 44.00%
5. Pembelian *item* [LAPIS SURABAYA, KUE BLINJO WISATA RASA] dengan KUE MENTE WISATA RASA memiliki persentase *support* 1.56% dan persentase *confidence* 42.31%
6. Pembelian *item* [KUE MENTE WISATA RASA] dengan LAPIS SURABAYA memiliki persentase *support* 3.07% dan persentase *confidence* 41.67%
7. Pembelian *item* [ITEM D] dengan LAPIS SURABAYA memiliki persentase *support* 1.32% dan persentase *confidence* 32.94%
8. Pembelian *item* [KUE BLINJO WISATA RASA] dengan LAPIS SURABAYA memiliki persentase *support* 3.68% dan persentase *confidence* 32.37%
9. Pembelian *item* [KUE BLINJO WISATA RASA] dengan KUE MENTE WISATA RASA memiliki persentase *support* 3.54% dan persentase *confidence* 31.12%
10. Pembelian *item* [K.CAKAR WISATA RASA B] dengan LAPIS SURABAYA memiliki persentase *support* 1.46% dan persentase *confidence* 28.70%
11. Pembelian *item* [GOSYEN WINGKO K] dengan LAPIS SURABAYA memiliki persentase *support* 1.13% dan persentase *confidence* 24.00%
12. Pembelian *item* [LAPIS SURABAYA] dengan KUE BLINJO WISATA RASA memiliki persentase *support* 3.68% dan persentase *confidence* 21.25%
13. Pembelian *item* [KUE MENTE WISATA RASA] dengan LAPIS SURABAYA, KUE BLINJO WISATA RASA memiliki persentase *support* 1.56% dan persentase *confidence* 21.15%
14. Pembelian *item* [K.CAKAR WISATA RASA B] dengan KUE BLINJO WISATA RASA memiliki persentase *support* 1.04% dan persentase *confidence* 20.37%
15. Pembelian *item* [LAPIS SURABAYA] dengan KUE MENTE WISATA RASA memiliki persentase *support* 3.07% dan persentase *confidence* 17.71%
16. Pembelian *item* [KUE BLINJO WISATA RASA] dengan LAPIS SURABAYA, KUE MENTE

WISATA RASA memiliki persentase *support* 1.56% dan persentase *confidence* 13.69%

17. Pembelian *item* [LAPIS SURABAYA] dengan TAS WR T (FREE) memiliki persentase *support* 1.79% dan persentase *confidence* 10.35% (*rules* ini memiliki pola kombinasi kemunculan dalam transaksi yang paling rendah).

V. PENUTUP

Berdasarkan analisis dari penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa Algoritme FP-Growth dengan bantuan pemrosesan *association rule* berhasil menemukan sebanyak 17 pola *frequent itemset* dari *confidence* hasil transaksi. *Rules* yang ditemukan dapat dijadikan sebagai sebuah acuan penataan *item* dan *bundling* dari toko untuk merancang strategi pemasaran dalam meningkatkan penjualan.

Di dalam proses penelitian yang dilakukan, proses normalisasi data masih dilakukan secara manual dimana proses ini memakan banyak waktu dan kurang efektif. Saran yang dapat penulis berikan yaitu kedepannya ditemukan proses *sorting* yang lebih efisien. Kemudian bisa dilakukan pengembangan *platform* agar pemilik bisnis dapat mengakses perhitungan yang ada dengan lebih mudah.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis ingin berterimakasih dengan segala instansi yang membantu dalam penyelesaian penelitian ini secara substansi maupun finansial dan terkhususnya kepada dosen pembimbing pada Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana dalam membantu penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Aziz, "Pemanfaatan Teknologi Informasi dalam Pengembangan Bisnis Pos," *Bul. Pos dan Telekomun.*, vol. 10, no. 1, p. 35, 2015, doi: 10.17933/bpostel.2012.100104.
- [2] S. Marti'ah, "Kewirausahaan Berbasis Teknologi (Technopreneurship) dalam Perspektif Ilmu Pendidikan," *J. Ilm. Educativ*, vol. 3, no. 2, pp. 75–82, 2017.
- [3] B. Loardy, B. Bunawan, and P. Hartono, "Aplikasi Point Of Sales Yang Terhubung Dengan Electronic Data Capture," no. Lc, pp. 3–6, 2010.
- [4] K. Nulufi and Muwartinningsih, "Management Analysis Journal," vol. 4, no. 2, pp. 129–141, 2015.
- [5] Y. P. Bunda, "ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK MENGANALISA POLA PEMBELIAN RJoCS (Studi Kasus : Pusat oleh-oleh Aufa Hakim) RJoCS," vol. 06, no. 01, pp. 34–44, 2020.
- [6] A. Anas, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Dalam Menentukan Perilaku Konsumen Ghania Mart Muara Bulian," vol. 14, no. 2, pp. 120–129, 2020.
- [7] Y. D. Lestari, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Tree Dan Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Obat," *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun. (SNASTIKOM 2015)*, no. Snastikom, pp. 60–65, 2015.
- [8] B. Solihin Hasugian, "Penerapan Metode Association Rule Untuk Menganalisa Pola Pemakaian Bahan Kimia Di Laboratorium Menggunakan Algoritma FP-Growth (Studi Kasus di Laboratorium Kimia PT . PLN (Persero) Sektor Pembangunan Belawan Medan) Buyung Solihin Hasugian Universitas," vol. 6341, no. November, pp. 56–69, 2019.
- [9] C. E. Firman, "PENENTUAN POLA YANG SERING MUNCUL UNTUK PENJUALAN PUPUK MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH," vol. 9, no. 2, pp. 1–8, 2017.
- [10] Y. Mardi, "Data Mining : Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4.5," *J. Edik Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 213–219, 2017.
- [11] M. E. D. I. Purnomo, R. K. N, S. St, M. Kom, J. Sahertian, and S. Pd, "Data Mining untuk Optimalisasi Distribusi Penjualan Indomie Goreng menggunakan Metode Clustering," *Artik. Skripsi Univ. Nusant. PGRI Kediri*, 2019.
- [12] E. Elisa, "JURNAL RESTI Dengan Algoritma Apriori," vol. 2, no. 2, pp. 472–478, 2018.
- [13] B. P. Pelawi, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Dalam Menemukan Hubungan Data Prestasi Akademik Dengan Etika Mahasiswa (Study Kasus : POLTEKKES KEMENKES RI Medan)," vol. 6, no. 2, pp. 196–203, 2019.
- [14] M. Hafizh, "Penerapan Data Mining Algoritma Association Rule Metode FP-Growth untuk Menganalisa Tingkat Kekerasan Dalam Rumah Tangga (Studi Kasus di Polda Sumatera Barat)," *Maj. Ilm.*, vol. 25, no. 1, pp. 99–106, 2018.
- [15] K. R. Srinath, "Python – The Fastest Growing Programming Language," *Int. Res. J. Eng. Technol.*, pp. 354–357, 2017.
- [16] A. W. Oktavia Gama, I. K. Gede Darma Putra, and I. P. Agung Bayupati, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menemukan Frequent Itemset Dalam Keranjang Belanja," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 15, no. 2, pp. 21–26, 2016, doi: 10.24843/mite.1502.04.