

PENINGKATAN POLA PENJUALAN PRODUK SN STORE DENGAN ALGORITMA FP-GROWTH

Ro'iqhatun Nada¹, Nana Suarna², Irfan Ali³, Dendy Indriya Efendi⁴.

Program Studi Teknik Informatika ¹²⁴
Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak³
STMIK IKMI Cirebon
roiqotund@gmail.com

Abstract—SN Store faces challenges in understanding customer purchasing patterns to improve marketing strategies and inventory management. This research uses the FP-Growth algorithm to identify frequently purchased product associations, using sales data from August to October. The data underwent preprocessing, including attribute selection, transformation, and parameter setting (1% support, 70% confidence). Analysis was conducted with RapidMiner software to generate frequent itemsets and association rules. The results show that the FP-Growth algorithm successfully identified strong product associations, with confidence values ranging from 0.750 to 1.000. For instance, the combination [CORVVIL009, carwilll003] → [EIGER003] has a confidence of 1.000, indicating that purchasing the first two products guarantees the third. These findings provide a strong foundation for SN Store to implement marketing strategies like cross-selling, promotional packages, and effective product layout management. The study highlights the effectiveness of the FP-Growth algorithm in analyzing large datasets and the importance of data-driven strategies in understanding customer purchasing behaviors.

Keywords: Association Rules, Data Mining, FP-Growth, Marketing Strategy, Purchase Patterns

Abstrak—SN Store menghadapi tantangan dalam memahami pola pembelian pelanggan untuk meningkatkan strategi pemasaran dan pengelolaan inventaris. Untuk itu, penelitian ini menggunakan algoritma FP-Growth untuk mengidentifikasi pola asosiasi produk yang sering dibeli bersama, dengan data transaksi penjualan dari Agustus hingga Oktober. Data yang digunakan telah diproses melalui seleksi atribut, transformasi, dan penentuan parameter analisis, termasuk support 1% dan *confidence* 0%. Analisis dilakukan menggunakan *software* rapidMiner untuk menghasilkan *frequent itemsets* dan aturan asosiasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth berhasil menemukan pola pembelian yang signifikan, dengan beberapa kombinasi produk memiliki *confidence* tinggi, antara 0.750 hingga 1.000. Sebagai contoh, kombinasi produk [CORVVIL009, carwilll003] → [EIGER003] memiliki *confidence* 1.000, yang berarti pembelian dua produk pertama menjamin pembelian produk ketiga. Temuan ini memberi dasar kuat bagi SN Store untuk menerapkan strategi pemasaran seperti cross-selling dan paket promosi, serta pengelolaan tata letak produk yang lebih efektif. Penelitian ini mempertegas bahwa algoritma FP-Growth efektif untuk menganalisis dataset besar dan pentingnya strategi berbasis data untuk memahami pola pembelian pelanggan secara lebih mendalam.

Kata Kunci : FP-Growth, Pola Pembelian, Aturan Asosiasi, Strategi Pemasaran, Data Mining

INTRODUCTION

SN Store merupakan sebuah toko ritel yang bergerak di bidang penjualan produk fashion, khususnya Dompot, sandal, Topi, dan tas. Seiring dengan perkembangan industri ritel yang semakin kompetitif, SN Store berusaha untuk terus berinovasi dalam menyediakan produk terbaik dan meningkatkan pengalaman berbelanja pelanggannya. Jadi, sangat penting untuk menggunakan teknologi yang dapat membantu menganalisis data penjualan. Algoritma FP-Growth adalah salah satu metode yang dapat digunakan

untuk mencapai tujuan ini. Algoritma ini dapat membantu menemukan pola asosiasi dalam data penjualan produk dan memberikan pemahaman yang lebih baik tentang preferensi pelanggan.

Meskipun teknologi informasi membuat pengelolaan data lebih mudah, analisis dan interpretasi data besar masih sulit, terutama bagi perusahaan yang ingin memahami bagaimana konsumen bertindak. Di tengah persaingan industri yang ketat, SN Store membutuhkan teknik analisis untuk mengungkap hubungan tersembunyi antara barang-barang yang sering dibeli bersama. DataMining biasanya digunakan untuk menemukan

pola-pola yang belum diketahui (*hidden pattern*) dalam data yang sangat besar. Tujuan dari proses ini adalah untuk menemukan pengetahuan (knowledge) yang belum diketahui dari data yang tersimpan di database, datawarehouse, atau media penyimpanan lainnya [1].

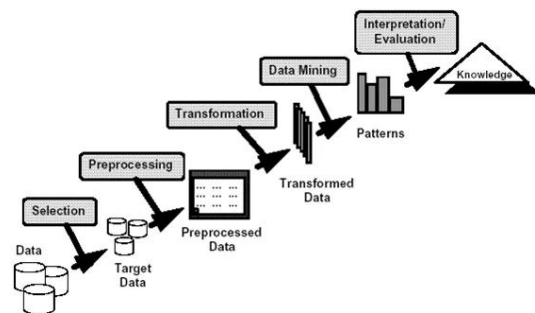
Beberapa studi sebelumnya tentang analisis pola penjualan oleh Inda Anggraini yang berjudul Penerapan Metode Asosiasi Data Mining Pada E-Commerce Toko Nadhira: Tujuan dari penelitian ini adalah untuk meningkatkan efisiensi proses penjualan yang sudah ada, sehingga mempercepat transaksi antara penjual dan pembeli. Selain itu, diharapkan bahwa sistem ini dapat memberikan rekomendasi produk berdasarkan data transaksi, membantu pemilik toko dalam mempromosikan produk secara lebih efektif, dan menganalisis data transaksi untuk mendapatkan pemahaman yang lebih baik tentang preferensi konsumen. Hasilnya adalah bahwa sistem e-commerce yang dibangun dengan algoritma FP-Growth berhasil mengidentifikasi produk yang paling sering dicari oleh konsumen[2]. Kemudian penelitian oleh Situmorang, hasilnya menunjukkan bahwa algoritma ini dapat mempercepat proses identifikasi obat yang sering dibeli bersama, memberikan rekomendasi bagi apotek dalam pengaturan persediaan[3]. Selanjutnya penelitian oleh Pranata dan Utomo, Hasil studi menunjukkan bahwa penggunaan dengan algoritma FP-Growth, bengkel dapat meningkatkan efisiensi persediaan dan memastikan ketersediaan produk yang sering dicari pelanggan, sehingga dapat meningkatkan kepuasan layanan pelanggan secara keseluruhan[4].

Kajian yang diusulkan dalam penelitian ini adalah penerapan Algoritma FP-Growth dalam menganalisa pola penjualan produk untuk memiliki potensi besar dalam mengidentifikasi pola penjualan dan meningkatkan pengelolaan persediaan. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola asosiasi produk di SN Store dengan menggunakan algoritma FP-Growth. Algoritma ini memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi kombinasi produk yang sering dibeli secara bersamaan dan membantu dalam pembuatan strategi pemasaran yang lebih efisien.

MATERIALS AND METHODS

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah *Knowledge Discovery in Database* (KDD) yang terdapat 5 tahapan proses yaitu, proses *Data selection*, *Preprocessing*, *Data Transformation*, *Data Mining*, Evaluasi. yang bertujuan untuk menemukan informasi baru dan berguna dalam kumpulan data atau database. Penelitian ini menggunakan data

mining sesuai dengan proses KDD yang ada, mulai dari penetapan tujuan hingga proses evaluasi[5].



Gambar 1. Alur Penelitian

Pada gambar 1 terlihat sebuah metode KDD atau tahapan tahapan yang dilakukan dari penelitian ini mulai dari Data Selection, Preprocessing, Data Transformation, Data Mining, Evaluasi.

Data Selection Pada tahap ini, dilakukan proses pencarian dan pengumpulan data yang dibutuhkan. Data yang digunakan dalam penelitian yaitu data transaksi penjualan di SN Store yang telah dikumpulkan dalam waktu Agustus-Oktober. Data ini mencakup informasi setiap transaksi, meliputi waktu transaksi, nomor pesanan, dan daftar produk yang dibeli dalam satu transaksi.

Data Preprocessing dilakukan untuk membersihkan, menormalkan, dan mempersiapkan data sehingga algoritma analisis dapat diolah dengan lebih efisien. Dataset ini terlebih dahulu dibersihkan, diperbaiki, dan diubah tanpa mengubah keasliannya[6].

Data Transformation adalah proses mengubah atau mengelola data dari bentuk aslinya ke bentuk yang lebih sesuai atau bermanfaat untuk analisis atau pemodelan[7]. Langkah utama dalam proses ini adalah *aggregate*, di mana item produk yang dibeli dalam satu transaksi digabungkan dalam satu kolom dan terpisah dengan simbol pipa (|). Ini menyederhanakan data sehingga algoritma dapat menemukan pola frekuensi item dengan lebih mudah. Untuk membuat isi kolom lebih jelas, langkah *rename* digunakan untuk mengganti nama kolom "SellerSku" menjadi "products".

Data mining adalah jenis analisis yang bertujuan untuk meninjau kumpulan data berguna untuk menemukan hubungan yang tidak terduga. Ini juga memiliki kemampuan untuk meringkas data dengan cara yang berbeda dari sebelumnya agar lebih mudah dipahami dan bermanfaat bagi pemilik data[8].

Algoritma FP-Growth merupakan pengembangan dari algoritma apriori, sehingga kekurangan dari algoritma apriori diperbaiki oleh algoritma FP-Growth. Algoritma apriori memerlukan pembuatan kandidat untuk

mendapatkan frequent itemset, tetapi algoritma FP-Growth tidak perlu membuat kandidat karena menggunakan konsep pembangunan pohon dalam pencarian frequent itemset yang disebut FP-Tree. Dengan menggunakan FP-Tree, mereka dapat langsung mengekstrak frequent itemsets dari FP-Tree[9]. Algoritma FP-Growth merupakan sebuah algoritma dalam analisis keranjang belanja berlandaskan pohon yang diusulkan oleh Han pada tahun 2000. Han mengatakan algoritma ini sangat efisien karena membutuhkan data dua kali lebih banyak dari analisis dasar untuk menyelesaikan tugas pengumpulan informasi[10].

Evaluasi Kinerja hasil klasifikasi menggunakan Naive Bayes kemudian dievaluasi dengan menghitung metrik seperti akurasi, precision, dan recall. Hasil evaluasi ini membantu dalam mengidentifikasi kelebihan dan kekurangan model.

RESULTS AND DISCUSSION

Data Selection

Pada tahap ini, data yang relevan dipilih dari kumpulan data besar. Data yang terpilih harus berfokus pada atribut-atribut yang penting untuk analisis, seperti order number dan sellersku. Selain itu, rentang waktu transaksi yang akan dianalisis perlu ditentukan, misalnya transaksi dalam periode mingguan atau bulanan, untuk memperoleh data yang mewakili pola penjualan secara akurat. Hanya data transaksi yang benar-benar diperlukan yang dipisahkan, sehingga proses berikutnya dapat lebih efisien.

Tabel 1. Data Review

No	Time	OrderNumber	SellerSku
1	08/01/2024	8498	GUNUNGCRW01
2	08/01/2024	8498	EGRRR001
3	08/01/2024	8498	EIGER003
4	08/01/2024	8498	carwl1gratis1CW0005
5	08/01/2024	8498	SANDLCARWIL
6	08/01/2024	8498	carvil001
7	08/01/2024	8498	TASEIGER
8	08/01/2024	8499	carvil001
9	08/01/2024	8499	carwl1gratis1CW0005
10	08/01/2024	8499	CORVVIL009
11	08/01/2024	8499	CARWIL+JAPIT
12	08/01/2024	8499	CORVVIL006
13	08/01/2024	8499	EIGER003
14	08/01/2024	8499	corwil012
15	08/01/2024	8499	carwlCWE1gratis1
16	08/01/2024	8500	carwlCWE1gratis1
17	08/01/2024	8500	carwil003
18	08/01/2024	8500	ERGR001
19	08/01/2024	8500	carvil004
20	08/01/2024	8500	TASDOMPETT
...	...	...	...
1121	10/30/2040	8709	ERGER+1PASANG

Preprocessing

Pada Data transaksi ini kemudian diproses lebih lanjut untuk mempersiapkan analisis asosiasi. Tahap persiapan ini melibatkan pengelompokan produk-produk berdasarkan nomor pesanan, sehingga setiap transaksi dapat diubah menjadi satu set produk yang dibeli bersamaan. Hasil dari proses pengelompokan ini adalah daftar transaksi berbasis itemset yang siap untuk dianalisis menggunakan algoritma FP-Growth. Data yang akan digunakan untuk penelitian ini adalah data penjualan SN Store pada bulan Agustus sampai bulan Oktober dan berjumlah 1121 data berbentuk File Excel.



Gambar 2. Preprocessing

Data Transformation

Dalam tahapan data transformation ini, data transaksi dipersiapkan melalui beberapa proses agar dapat dianalisis dengan algoritma FP-Growth. Dengan melakukan transformasi ini, data dapat diolah lebih efektif, dan hasil analisis pola asosiasi yang dihasilkan akan lebih akurat dan bermakna.

Row No.	OrderNumber	concat(SellerSku)
1	8498	GUNUNGCRW01EGRRR001EIGER003carwl1gratis1CW0005SANDLCARWILcarvil001TASEIGER
2	8499	carwl001gratis1CW0005CORVVIL009CARWIL+JAPITCORVVIL006EIGER003carwl012carwlCWE1gratis1
3	8500	ERGR004carwil003EIGER001carwil004TASDOMPETT
4	8501	TASDOMPETTCARWILSANDLCARWILcarwl1gratis1CWE002carwl1gratis1CW0005EGRRR002carwl002
5	8502	CCARVIL1carwl002EIGERJAPITcarwl001EIGER001EIGER003carwl004
6	8503	EGRRR001carwl002carwl1gratis1CW0005EGRRR001CORVVIL009
7	8504	CARWILTASEIGERSANDLCARWILcarwl1gratis1CW0005EIGER004CORVVIL009carwlCWE1gratis1GUNUNGCRW01
8	8505	CARWILGUNUNGCRW01EGRRR001carwl001carwl003carwl1gratis1CWE002EIGER+1PASANGcarwl
9	8506	carwl1gratis1CW0005TASDOMPETTCARWIL+JAPITERGER+1PASANGEIGRR001carwl002
10	8507	TASDOMPETTCarwl002carwl004EIGER004EGRRR002
11	8508	CORVIL009carwl1gratis1CW0005EGRRR002CORVIL009EIGER+1PASANGcarwl002
12	8509	carwlCWE1gratis1TASDOMPETTCARWILSANDLCARWILcarwl001
13	8510	carwl0005EIGER003EIGER001CORVVIL009carwl1gratis1CW0005EIGERRR002
14	8511	CARVILSANDLCARWILcarwl001gratis1CW0005SANDLCARWILERGER+1PASANG
15	8512	carwlCWE1gratis1SANDLCARWILERGR004carwl005EIGER001carwl001carvil

ExampleSet (212 examples, 0 special attributes, 2 regular attributes)

Gambar 3. Data Transformation

Kemudian langkah selanjutnya adalah *Aggregate*, yaitu menyatukan data.

Row No.	OrderNumber	concat(SellerSku)
1	8498	GUNUNGCRW01EGRRR001EIGER003carwl1gratis1CW0005SANDLCARWILcarvil001TASEIGER
2	8499	carwl001gratis1CW0005CORVVIL009CARWIL+JAPITCORVVIL006EIGER003carwl012carwlCWE1gratis1
3	8500	ERGR004carwil003EIGER001carwil004TASDOMPETT
4	8501	TASDOMPETTCARWILSANDLCARWILcarwl1gratis1CWE002carwl1gratis1CW0005EGRRR002carwl002
5	8502	CCARVIL1carwl002EIGERJAPITcarwl001EIGER001EIGER003carwl004
6	8503	EGRRR001carwl002carwl1gratis1CW0005EIGER001CORVVIL009
7	8504	CARWILTASEIGERSANDLCARWILcarwl1gratis1CW0005EIGER004CORVVIL009carwlCWE1gratis1GUNUNGCRW01
8	8505	CARWILGUNUNGCRW01EGRRR001carwl001carwl003carwl1gratis1CWE002EIGER+1PASANGcarwl
9	8506	carwl1gratis1CW0005TASDOMPETTCARWIL+JAPITERGER+1PASANGEIGRR001carwl002
10	8507	TASDOMPETTCarwl002carwl004EIGER004EGRRR002
11	8508	CORVIL009carwl1gratis1CW0005EGRRR002CORVIL009EIGER+1PASANGcarwl002
12	8509	carwlCWE1gratis1TASDOMPETTCARWILSANDLCARWILcarwl001
13	8510	carwl0005EIGER003EIGER001CORVVIL009carwl1gratis1CW0005EIGERRR002
14	8511	CARVILSANDLCARWILcarwl001gratis1CW0005SANDLCARWILERGER+1PASANG
15	8512	carwlCWE1gratis1SANDLCARWILERGR004carwl005EIGER001carwl001carvil

ExampleSet (212 examples, 0 special attributes, 2 regular attributes)

Gambar 4. Data Aggregate

Pada gambar 4 merupakan tahap *aggregate*, di mana item-item produk yang dibeli dalam satu transaksi disatukan dalam satu kolom, dipisahkan dengan simbol seperti pipa (|). Langkah ini penting

karena menyederhanakan data sehingga setiap baris mewakili satu transaksi lengkap, memudahkan algoritma dalam mengidentifikasi pola frekuensi item yang muncul bersamaan.

Row No.	OrderNumber	Products
1	8498	GUNUNGCRW01 EGRRR001 EIGER003 carw1gratis1CWO005 SANDLCARWIL carw100...
2	8499	carw1001 carw1gratis1CWO005 CORVIL009 CARWIL+JAPIT CORVIL006 EIGER003 co...
3	8500	ERGR004 carw1003 ERGR001 carw1004 TASDOMPETT
4	8501	TASDOMPETT CARVILSANDAL SANDLCARWIL carw1gratis1CWE002 carw1gratis1CW...
5	8502	CCARVIL1 carw1002 ERGERJAPIT carw1001 ERGR001 EIGER003 carw1004
6	8503	EGRRR001 carw1002 carw1gratis1CWO006 ERGR001 CORVIL009
7	8504	CARRWIL TASEIGER SANDLCARVAIL carw1gratis1CWO005 conw1006 ERGR004 COR...
8	8505	CARRWIL GUNUNGCRW01 EGRRR001 carw1001 carw1003 carw1gratis1CWE002 ER...
9	8506	carw1gratis1CWO006 TASDOMPETT CARWIL+JAPIT ERGER+1PASANG EGRRR001 car...
10	8507	TASDOMPETT carw1002 carw1004 ERGR004 EGRRR002
11	8508	CORVIL009 carw1gratis1CWO005 EGRRR002 CORVIL006 ERGER+2PASANG carw1...
12	8509	carw1CWE1gratis1 TASDOMPETT CCARVIL1 SANDLCARVAIL carw1001
13	8510	carvail conw1006 EIGER003 ERGR001 CORVIL006 carw1gratis1CWO005 EGRRR002
14	8511	CARVILSANDAL ERGR001 conw1006 carw1gratis1CWO005 SANDLCARVAIL ERGER+1...
15	8512	carw1CWE1gratis1 SANDLCARVAIL ERGR004 conw1006 ERGR001 carw1001 carvail

ExampleSet (212 examples, 0 special attributes, 2 regular attributes)

Gambar 5. *Rename*

Terlihat pada gambar 5 proses adalah *Rename*, yaitu mengganti nama atribut atau kolom SellerSku diubah menjadi products untuk menggambarkan isi kolom tersebut dengan lebih jelas.

Row No.	OrderNumber	Products
1	8498	GUNUNGCRW01 EGRRR001 EIG...
2	8499	carw1001 carw1gratis1CWO005 C...
3	8500	ERGR004 carw1003 ERGR001 c...
4	8501	TASDOMPETT CARVILSANDAL SA...
5	8502	CCARVIL1 carw1002 ERGERJAPIT ...
6	8503	EGRRR001 carw1002 carw1gratis...
7	8504	CARRWIL TASEIGER SANDLCAR...
8	8505	CARRWIL GUNUNGCRW01 EGRR...
9	8506	carw1gratis1CWO006 TASDOMPE...
10	8507	TASDOMPETT carw1002 carw1004 ...
11	8508	CORVIL009 carw1gratis1CWO00...
12	8509	carw1CWE1gratis1 TASDOMPETT ...
13	8510	carvail conw1006 EIGER003 ERGR...
14	8511	CARVILSANDAL ERGR001 conw10...
15	8512	carw1CWE1gratis1 SANDLCARVAI...

ExampleSet (212 examples, 1 special attribute, 1 regular attribute)

Gambar 6 *Set Role*

Setelah proses *aggregate* dan *rename*, langkah selanjutnya adalah *set role*, yaitu menetapkan peran atau atribut tertentu untuk setiap kolom dalam dataset. Dalam langkah ini, kolom *ordernumber* diubah menjadi *id*, yang menunjukkan bahwa kolom tersebut berfungsi sebagai penanda unik untuk setiap transaksi.

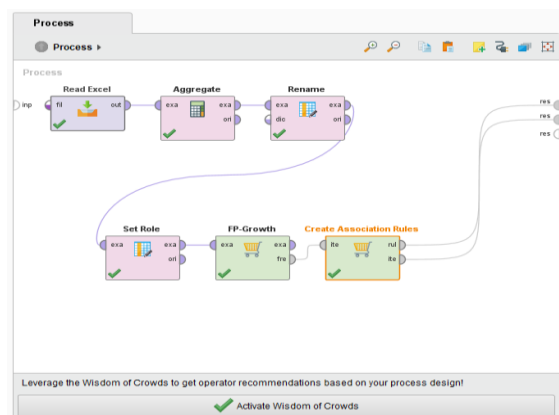
Pada tahap data mining, data akan di proses menggunakan operator FP-Growth untuk mencari

nilai support. Dalam penelitian ini, nilai support yang digunakan yaitu 1%.

Gambar 7 Nilai *Support*

Setelah mendapatkan nilai support Langkah selanjutnya yaitu menggunakan operator Create association rules yang digunakan untuk mencari pola pembelian dan digunakan untuk mencari nilai confidence dan lift ratio.

Gambar 8 Parameter *Association Rules*



Gambar 9 Proses Algoritma *FP-Growth*

Berdasarkan pemodelan yang dijelaskan pada gambar di atas, proses analisis data menggunakan algoritma FP-Growth menghasilkan sekumpulan

Grafik pada gambar 12 menunjukkan beberapa aturan: Rule 34 memiliki Support sebesar 0.024 (2.4% transaksi) dan Confidence 0.833 (83.3%), yang berarti ada kemungkinan 83.3% bahwa jika pelanggan membeli GUNUNGCRW01, mereka juga akan membeli TASEIGER dan CORVVIL009. Rule 42 dan Rule 44 masing-masing memiliki Support sebesar 0.014 (1.4% transaksi) dan Confidence 1.000 (100%), menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli CORVVIL009 hampir pasti membeli TASEIGER, serta pelanggan yang membeli CCARVIL1 dan carvii004 hampir pasti membeli CORVIL006.

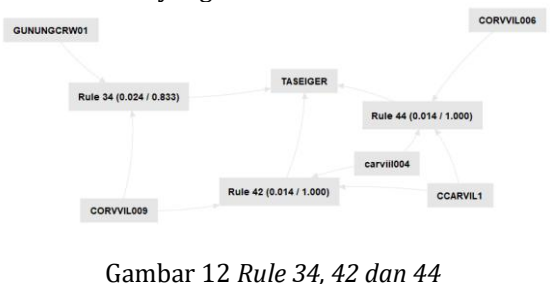
Frequentist (P-Value)		Association (Create Association Rule)						
Show results matching		Itemset	Itemsets	Conclusion	Support	Confidence	LiftRatio	Gain
all of base conclusions		32	CONVULSION, canal#003	CONVULSION	0.019	0.885	0.985	-0.028
		33	canal#001, EGRB002	canal	0.019	0.880	0.985	-0.028
		34	CONVULSION, GLAUCOMA#001	TRABEIDERM	0.024	0.833	0.985	-0.033
		35	EGRB003, EGRB002	CONVULSION	0.024	0.833	0.985	-0.033
		36	EGRB001, CANAL, SAGDOL	CONVULSION	0.024	0.833	0.985	-0.033
		37	ERIGERON#001, canal#grat#10C0005	ERIGERON#001	0.014	1	1	-0.014
		38	canal#003, canal#grat#10C0002	ERIGERON#001	0.014	1	1	-0.014
		39	canal#003, canal#grat#10C0005	canal#grat#10C0006	0.014	1	1	-0.014
		40	SAGDOL, canal#001	canal#grat#10C0006	0.014	1	1	-0.014
		41	TRABEIDERM, CONVULSION, CCANVIL1	canal#004	0.014	1	1	-0.014
		42	TRABEIDERM, canal#004, CCANVIL1	TRABEIDERM	0.014	1	1	-0.014
		43	TRABEIDERM, canal#004, CCANVIL1	CCANVIL1	0.014	1	1	-0.014
		44	canal#004, CONVULSION, CCANVIL1	TRABEIDERM	0.014	1	1	-0.014
		45	TRABEIDERM, SAGDOL, CONVULSION	canal#grat#10C0006	0.014	1	1	-0.014
		46	TRABEIDERM, canal#004, canal#grat#10C0005	canal#grat#10C0006	0.014	1	1	-0.014

[illegible]

Pada proses implementasi FP-Growth menggunakan software rapidminer, menghasilkan rule seperti yang tertera pada gambar 10. Selain menghasilkan rule, terdapat juga menu untuk melihat sebaran itemset pada menu graph serta melihat association rules pada description di rapidminer.

[illegible]

Berdasarkan grafik asosiasi yang ditampilkan diatas, berikut adalah contoh rincian pemetaan aturan asosiasi yang ditemukan.



Gambar 12 Rule 34, 42 dan 44

1. Aturan dengan Confidence 0.750
 - a) [EGRRR002, CCARVIL1] → [TASEIGER]
Jika seseorang membeli EGRRR002 dan CCARVIL1, ada peluang 75% mereka juga akan membeli TASEIGER.
 - b)[ERGR001, carwl1gratis1CWO005] → [corwil006]

Jika seseorang membeli ERGR001 dan carwl1gratis1CW0005, ada peluang 75% mereka juga akan membeli corwil006.

2. Aturan dengan Confidence 0.800
 a) [CORVVIL009, carwilll003] $\rightarrow$ [EIGER003]
 Jika seseorang membeli CORVVIL009 dan carwilll003, ada peluang 80% mereka juga akan membeli EIGER003.

b) [carwilll001, EGRRR002] → [carvail]
Jika seseorang membeli carwilll001 dan EGRRR002, ada peluang 80% mereka juga akan membeli carvail.

3. Aturan dengan Confidence 0.833
a) [CORVVIL009, GUNUNGCRW01] →
[TASEIGER]

Jika seseorang membeli CORVVIL009 dan GUNUNGCRW01, ada peluang 83.3% mereka juga akan membeli TASEIGER.

b) [EIGER003, EGRRR002] → [CORVVIL006]
Jika seseorang membeli EIGER003 dan EGRRR002, ada peluang 83.3% mereka juga akan membeli CORVVIL006.

4. Aturan dengan Confidence 1.000
a) [EIGER003, CARVILSANDAL] $\rightarrow$ [carwilllll003]

Jika seseorang membeli EIGER003 dan CARVILSANDAL, mereka pasti akan membeli carwilll003.

- b) [ERGER+2PASANG, carwl1gratis1CWO005] → [EGRRR002]

Jika seseorang membeli ERGER+2PASANG dan carwl1gratis1CWO005, mereka pasti akan membeli EGRRR002.

CONCLUSION

Pola pembelian di SN Store dianalisis dengan algoritma FP-Growth. Metode ini digunakan untuk menemukan pola pembelian yang sering terjadi dalam transaksi. Hasil analisis menghasilkan temuan yang relevan mengenai frequent itemset dan aturan asosiasi. Frequent itemset menunjukkan kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan, sementara aturan asosiasi memberikan gambaran tentang bagaimana produk berhubungan satu sama lain. Pola ini membantu memahami tingkat kemungkinan pelanggan membeli produk tertentu setelah membeli produk lain, yang diukur menggunakan nilai support, confidence, dan lift ratio. Frequent itemset yang ditemukan menunjukkan hubungan kuat antara produk-produk tertentu. Misalnya, aturan seperti [EIGER003, CARVILSANDAL] → [carwilll003] dengan confidence sebesar 1.000, mengindikasikan bahwa pelanggan yang membeli EIGER003 dan CARVILSANDAL akan selalu membeli carwilll003. Pola ini memberikan indikasi keterkaitan erat antar produk. Aturan asosiasi yang dihasilkan juga memberikan wawasan strategis, seperti pola [SANDLCARWIL, carwil002] → [carwl1gratis1CWO006], yang menunjukkan produk tambahan sering dibeli bersama produk utama. Dengan nilai confidence sebesar 1.000, hal ini menandakan pola pembelian yang pasti, yang bisa dimanfaatkan untuk promosi bundling atau upselling. Hubungan ini dapat dijelaskan melalui strategi pemasaran seperti diskon pembelian kombinasi atau hubungan kebutuhan produk dalam aktivitas pelanggan sehari-hari.

Hasil penelitian ini mendukung teori dalam literatur terdahulu yang menunjukkan efektivitas algoritma FP-Growth dalam menemukan pola frekuensi itemset dari dataset transaksi yang besar. Dengan dataset berisi 1121 transaksi, penelitian ini memperkuat gagasan bahwa nilai confidence dan lift dapat digunakan untuk mengevaluasi kekuatan hubungan antar produk, di mana confidence sebesar 0.750 atau lebih menunjukkan hubungan yang kuat. Selain itu, hasil ini selaras dengan literatur pemasaran yang menyarankan strategi cross-selling berbasis data transaksi historis untuk meningkatkan penjualan. Dengan temuan ini, SN Store memiliki dasar yang kokoh untuk

menggunakan strategi berbasis data untuk memasarkan produk dan mengelola inventaris.

REFERENCE

- [1] A. Anggrawan, M. Mayadi, and C. Satria, "Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 21, no. 1, pp. 125–138, 2021, doi: 10.30812/matrik.v21i1.1260.
- [2] Inda Anggraini, "Penerapan Metode Asosiasi Data Mining Pada E-Commerce Toko Nadhira," *JTIK (Jurnal Tek. Inform. Kaputama)*, vol. 7, no. 2, pp. 304–311, 2023, doi: 10.59697/jtik.v7i2.105.
- [3] L. S. R. Situmorang, M. S. Wahyuni, and M. Syaifuddin, "Implementasi Metode Fp-Growth Dalam Menganalisa Pola Penjualan Obat Pada Apotek," *J. Sist. Inf. Triguna Dharma (JURSI TGD)*, vol. 1, no. 4, p. 362, 2022, doi: 10.53513/jursi.v1i4.5315.
- [4] B. S. Pranata and D. P. Utomo, "Penerapan Data Mining Algoritma FP-Growth Untuk Persediaan Sparepart Pada Bengkel Motor (Study Kasus Bengkel Sinar Service)," *Bull. Inf. Technol.*, vol. 1, no. 2, pp. 83–91, 2020.
- [5] R. Hamonangan, R. K. Sari, S. Anwar, and T. Hartati, "Klasifikasi Algoritma KNN dalam menentukan Penerima Bantuan Langsung Tunai," vol. 6, no. 1, pp. 198–204, 2024.
- [6] F. Putra, H. F. Tahiyat, R. M. Ihsan, R. Rahmadden, and L. Efrizoni, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Menggunakan Wrapper Sebagai Preprocessing untuk Penentuan Keterangan Berat Badan Manusia," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 273–281, 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i1.1085.
- [7] S. Pujiono, R. Astuti, and F. Muhamad Basysyar, "Implementasi Data Mining Untuk Menentukan Pola Penjualan Produk Menggunakan Algoritma K-Means Clustering," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 615–620, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8360.
- [8] A. Almira and Ali Ikhwan, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth pada Analisis Pola Pencurian Daya Listrik," *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 6, no. 2, pp. 442–448, 2021, doi: 10.32493/informatika.v6i2.12278.
- [9] S. Suhada, D. Ratag, G. Gunawan, D. Wintana, and T. Hidayatulloh, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola

- Pembelian Konsumen Pada Ahass Cibadak," *Swabumi*, vol. 8, no. 2, pp. 118–126, 2020, doi: 10.31294/swabumi.v8i2.8077.
- [10] D. Indahsari, "Penerapan Metode Asosiasi Dengan Algoritma FP-Growth Pada Data Transaksi PT John Tampi Group," *Comput. Based Inf. Syst. J.*, vol. 9, no. 2, pp. 1–9, 2021, doi: 10.33884/cbis.v9i2.3835.