

MARKET BASKET ANALYSIS DALAM PENENTUAN PAKET PRODUK MENGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH

Novi Wulandari¹⁾, Moh. Aburizal Purnama²⁾

¹ Manajemen Informatika, STMIK Al Muslim Bekasi, Jl. Raya Setu Tambun Selatan Kabupaten Bekasi

² Teknik Informatika, STMIK Pranata Indonesia, Jl. Raya Cut Mutia 28A Kota Bekasi

Co Responden Email: wulandari.novi1@gmail.com

Article history

Received 12 December 2021

Revised 29 March 2022

Accepted 13 April 2022

Available online 22 April 2022

Keywords

Data Mining, Market Basket
Analysis, Association, FP-
Growth

Riwayat

Diterima 12 Desember 2021

Revisi 29 Maret 2022

Disetujui 13 April 2022

Terbit 22 April 2022

Kata Kunci

Maksimum 5 kata kunci
dipisahkan dengan tanda koma.
[Font Time New Roman 8 spasi
tunggal]

Abstract

The problem of sales targets caused PT Catur Mitra Sejati Santosa to look for solutions to increase the target that was later not achieved. Market Basket Analysis can assist parties in achieving sales targets by promoting product packages in pairs. The FP-Growth method is used to help solve Market Basket analysis problems. In this study, by determining the minimum support and confidence value, 12 product rules were found that could be paired. With the built model, the highest confidence value is 0.672. The highest lift ratio value obtained is 9.686).

Abstrak

Permasalahan target penjualan mengakibatkan PT Catur Mitra Sejati Santosa mencari solusi untuk meningkatkan target yang belakangan tidak tercapai. Analisis Keranjang Belanja dapat membantu pihak dalam mencapai target penjualan dengan melakukan promosi paket produk berpasangan. Metode FP-Growth digunakan untuk membantu memecahkan permasalahan Market Basket analysis. Dalam penelitian, dengan menentukan minimum support dan nilai confidence, ditemukan 12 rules produk yang dapat dipasangkan. Dengan model yang dibangun, didapatkan nilai confidence tertinggi sebesar 0.672. Nilai lift ratio tertinggi yang didapatkan sebesar 9.686).

PENDAHULUAN

Meningkatkan rata-rata pembelian pelanggan dapat dilakukan dengan mencari pola hubungan antar barang yang dibeli bersamaan oleh pelanggan, sehingga dapat dibuat sebuah kebijakan atau strategi pemasaran yang dapat meningkatkan keuntungan penjualan (Putra Christianto Purba, 2018). Kebijakan yang dapat diterapkan salah satunya adalah dengan menjual beberapa produk yang saling berkaitan secara bersamaan dalam satu bundel atau yang lebih dikenal *product bundling*. Untuk dapat menemukan pola atau hubungan antar barang yang dibeli oleh pelanggan dapat menggunakan *association rule mining* atau dalam bidang usaha retail lebih dikenal dengan istilah analisis keranjang belanja (*market basket analysis*) (Tana et al., 2018).

PT. Catur Mitra Sejati Sentosa (Mitra10) merupakan perusahaan yang bergerak di bidang retail bahan bangunan yang mempunyai banyak cabang dan tersebar di

seluruh Indonesia, salah satunya yang ada di daerah Bekasi yaitu Kalimalang. Mitra10 Kalimalang belakangan mengalami permasalahan yaitu tidak tercapainya target penjualan yang sudah ditentukan oleh management.

Salah satu penyebab rendahnya pencapaian omset di Mitra10 Kalimalang yaitu rendahnya rata-rata pembelian yang dilakukan oleh pelanggan. Dibutuhkan analisa data untuk mengolah dan menggali pengetahuan atau informasi penting yang dapat membantu perusahaan dalam mengambil keputusan atau menentukan strategi pemasaran yang dapat meningkatkan rata-rata pembelian pelanggan sehingga dapat mencapai target penjualan yang sudah ditentukan.

Market basket analysis dapat diselesaikan dengan algoritma apriori. Algoritma apriori memiliki kelebihan yaitu lebih sederhana dan dapat menangani data besar, (Oktoria & Maharani, 2010) akan tetapi algoritma apriori memakan waktu yang sangat lama untuk melakukan *scan database* dan dapat

menghasilkan banyak *candidate set* tidak relevan yang dapat memenuhi ruang memori (Liu & Liu, 2013).

Selain algoritma apriori, terdapat algoritma lain yang dapat digunakan yaitu frequent pattern growth (FP-Growth). FP-Growth adalah salah satu alternatif algoritma yang digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent itemsets) dalam kumpulan data. Algoritma FP-Growth dapat mengatasi permasalahan yang ada pada algoritma apriori tersebut (Kumbhare & Chobe, 2014). Hal ini dikarenakan dalam algoritma FP-Growth tidak dilakukan *generate candidate* seperti algoritma apriori, akan tetapi *FP-Growth* menggunakan konsep pembangunan pohon dalam mencari himpunan data yang sering muncul, sehingga menyebabkan algoritma *FP-Growth* dapat lebih cepat dari algoritma apriori (erwin, 2009). Untuk itu, metode FP-Growth dipilih untuk digunakan dalam penelitian ini.

METODE PENELITIAN

Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi dalam pembelajaran data mining merupakan suatu proses pencarian dari objek yang sering muncul dalam kurun waktu bersamaan pada sebuah kumpulan data (Buulolo, 2020). *Association Rule Mining* sendiri bertujuan untuk mencari hubungan keterkaitan atau hubungan relasi antar masing-masing variable. Teknik seperti ini cukup sering diterapkan dalam bidang penjualan yang bertujuan untuk mengetahui ada tidaknya keterkaitan antara barang satu dengan barang lainnya, yaitu dengan cara melakukan analisa keranjang belanja. Proses ini menyebabkan produsen dapat mengetahui barang apa saja yang sering dibeli secara bersamaan (Agarwal et al., 2013).

Aturan asosiasi sendiri merupakan pernyataan jika (IF/antecedent) / maka (THEN/consequent) yang membantu untuk menemukan hubungan antar data yang sebelumnya mungkin tidak saling berkaitan dalam sebuah basis data (Kumbhare & Chobe, 2014).

Terdapat dua parameter yang digunakan untuk pengukuran dalam aturan asosiasi, yaitu *Support* dan *Confidence*.

Support merupakan suatu ukuran atau nilai penunjang yang menunjukkan besaran tingkat presentase kombinasi item dari keseluruhan transaksi. Rumus dalam mendapatkan nilai *support item* A dalam suatu transaksi dituliskan sebagai persamaan 1.

$$Support(A) = \frac{\sum Transaksi Mengandung A}{\sum Semua Transaksi} \quad (1)$$

Sedangkan untuk mendapatkan dua item dalam suatu transaksi adalah dengan menggunakan persamaan 2.

$$Support(A \rightarrow B) = \frac{\sum Transaksi Mengandung A dan B}{\sum Semua Transaksi} \quad (2)$$

Kemudian diperlukan *confidence* yang merupakan suatu ukuran atau nilai kepastian yang menunjukkan kuatnya hubungan antar item dalam aturan asosiasi. Rumus dalam mencari nilai *confidence* item A dan B atau untuk mengetahui seberapa sering item B dibeli jika konsumen membeli item A ditunjukkan dalam persamaan 3. Kedua parameter digunakan untuk menentukan kekuatan suatu pola dan menemukan pola yang memenuhi syarat minimum *support* dan syarat minimum *confidence*.

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{\sum Transaksi Mengandung A dan B}{\sum Transaksi Mengandung A} \quad (3)$$

Algoritma FP-Growth

Algoritma *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)* merupakan algoritma pengembangan dari Apriori yang cukup sering dipakai karena dianggap lebih efisien dalam menghasilkan kombinasi berpasangan dibandingkan dengan algoritma Apriori (Putra Christianto Purba, 2018). Sedangkan menurut Anggraeni (2014), algoritma *FP-Growth* adalah salah satu alternatif algoritma dalam menentukan *frequent pattern mining* yang merupakan pengembangan dari algoritma apriori.

Algoritma *FP-Growth* adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) yang memiliki karakteristik pembangunan pohon atau yang disebut *FP-Tree*, dimana dari *FP-Tree* tersebut dapat langsung mengekstrak

kombinasi item yang sering muncul (Maulana & Fajrin, 2018).

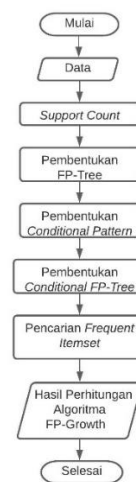
Tidak seperti algoritma apriori yang menggunakan *generate candidate*, *FP-Growth* sendiri menggunakan konsep pembangunan pohon dalam mencari *frequent itemset* sehingga dapat lebih cepat dalam hal eksekusi atau yang dikenal dengan *FP-Tree*.

FP-Tree merupakan struktur penyimpanan data dengan memetakan setiap data kedalam lintasan tertentu. Karena dalam setiap transaksi dipetakan, maka ada kemungkinan terdapat transaksi yang sama dan lintasannya dapat saling menimpa. Semakin banyak data transaksi yang memiliki item yang sama, maka proses pemampatan dengan struktur *FP-Tree* semakin efektif. Terdapat tiga tahapan utama dalam metode *FP-Growth*, yaitu:

- a. Tahap pembangkitan *Conditional Pattern Base*. *Conditional Pattern Base* merupakan subdata yang berisi *prefix path* (lintasan awal) dan *suffix pattern* (pola akhiran). Pembangkitan *conditional pattern base* didapatkan melalui *FP-Tree* yang telah dibangun sebelumnya. Pada tahap ini dilakukan pertama-tama dengan melakukan pemilihan variabel dari hasil penentuan inisial dari setiap *itemset* yang ada. Pemilihan variabel dilakukan berdasarkan variabel yang dianggap penting. Maka terbentuklah data transaksi yang dapat dianalisa dan dapat langsung digunakan untuk melakukan perhitungan nilai yang paling sering muncul. Perhitungan nilai yang paling sering muncul dilakukan menggunakan rumus aturan asosiasi dengan rumus *support* pada setiap itemnya sebagaimana yang telah diuraikan pada persamaan 1 dan persamaan 2. Setelah dilakukan perhitungan, didapatkan nilai *minimum frequent itemset* dan dapat dilakukan penyaringan data yang disesuaikan dengan nilai *minimum frequent itemset* yang telah didapat. Setelah itu, *itemset* yang diperoleh digunakan untuk membangun *FP-Tree*.
- b. Tahap pembangkitan *conditional FP-Tree*. Pada tahap ini, perhitungan *support* dari setiap item pada setiap *conditional pattern base* dijumlahkan, lalu setiap item yang memiliki jumlah *support count* lebih besar atau sama dengan *minimum support* yang

ditentukan akan dibangkitkan dengan *conditional FP-Tree*. Pembangkitan *conditional FP-Tree* dilakukan dengan menggunakan data transaksi yang telah dibentuk dalam sebuah tabel setelah disesuaikan dengan nilai frekuensi minimum. Data yang tidak mencapai nilai minimum akan dibuang, kemudian dibuat pembentukan *FP-Tree* dengan melihat pembacaan TID yang ada. Setelah dibuat pembentukan *FP-Tree* sesuai dengan semua pembacaan TID, kemudian terlebih dahulu menentukan lintasan yang berakhir dengan *support count* terkecil untuk menemukan *frequent itemset* berdasarkan hubungan akhiran (*suffix*). Kemudian dibuatkan tabel data transaksi tersebut berdasarkan hubungan akhiran.

- c. Tahap pencarian *frequent itemset*. Jika didapatkan *conditional FP-Tree* berupa lintasan tunggal (*single path*) maka didapatkan *frequent itemset* dengan melakukan kombinasi item untuk setiap *conditional FP-Tree*. Namun jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan *FP-Tree* secara rekursif (memanggil dirinya sendiri). Pada tahap ini, dilakukan pencarian aturan asosiasi yang dilakukan melalui dua tahap yaitu pencarian *frequent itemset* dan penyusutan aturan (*rules*). Dimana dilakukan perhitungan dengan dua parameter yaitu *support* dan *confidence*. Data *itemset* pada tahap ini diambil dari *suffix* pada tabel tahap sebelumnya.



Gambar 1. Alur perhitungan algoritma *FP-Growth*

FP-Tree (Frequent Pattern Tree)

FP-Tree merupakan struktur data yang mewakili set data dalam bentuk pohon yang memiliki cabang yang digunakan untuk memetakan setiap transaksi yang dibaca (Ardani & Fitriana, 2016). FP-Tree sendiri merupakan representasi pemasukan data yang dipadatkan dan dibentuk dengan membaca kumpulan data pada suatu transaksi dalam suatu waktu. Transaksi tersebut dipetakan kedalam lintasan FP-Tree (Miraldi et al., 2015).

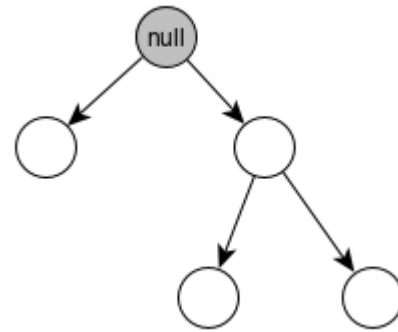
Proses pembentukan FP-Tree dimulai dengan membuat akar pohon yang diberi nama *null*, lalu hasil dari *frequent itemset* yang didapatkan dan memenuhi *minimum support* dan disusun dengan urutan minimum yang ditandai dengan suatu notasi dan disusun dengan urutan minimum serta ditandai dengan suatu notasi yang digunakan. Misalnya menggunakan notasi A, maka notasi A akan dipetakan untuk batang dari setiap transaksi yang ada di A. Pembacaan transaksi pertama yang ada di A akan membuat simpul sehingga akan terbentuk lintasan transaksi. *Support count* dari setiap transaksi bernilai satu dan kemudian dilanjutkan dengan proses pembacaan transaksi kedua. Kelebihan dari penggunaan FP-Tree yaitu dapat menggunakan dua kali saja pembacaan (*scanning*) data.

Pembangunan FP-Tree dibagi menjadi tiga langkah utama, yaitu :

- a. Pemindaian dataset untuk menentukan jumlah dukungan dari setiap item.
- b. Melakukan eliminasi item yang tidak memenuhi *minimum support*.
- c. Pemindaian data menetapkan satu transaksi pada suatu waktu untuk membuat FP-Tree. Jika sebuah transaksi yang unik akan membentuk jalur yang baru dan node baru dengan hitungan dimulai dari nilai 1.

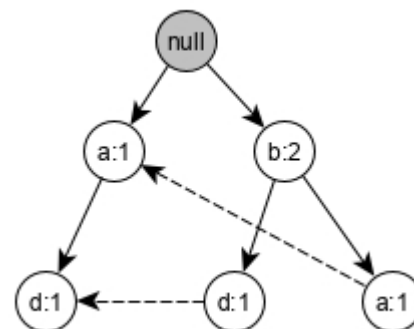
Berikut adalah langkah-langkah dalam membangun FP-Tree:

1. FP-Tree untuk pusat root dilabeli dengan label *null*



Gambar 2. Tampilan root/akar dari FP-Tree

2. Setiap simpul dalam FP-Tree mengandung tiga informasi yaitu,
 - a. *Label item*: Menginformasikan jenis item yang direpresentasikan simpul tersebut.
 - b. *Support count*: Merepresentasikan jumlah lintasan transaksi yang melalui simpul tersebut.
 - c. *Pointer*: Sebagai penghubung antar simpul dengan label item sama antar lintasan, ditandai dengan garis putus-putus.



Gambar 3. Node dan pointer

HASIL DAN PEMBAHASAN

Business Understanding

Berdasarkan pertimbangan, pendekatan data mining dengan penerapan algoritma *FP-growth* akan dilakukan analisis pola pembelian konsumen untuk kemudian didapatkan model paket/*bundling* produk terbaik sehingga bisa menjadi strategi pemasaran guna meningkatkan penjualan. Dengan demikian diharapkan perhitungan yang dihasilkan mampu menjadi alat pendukung yang dapat digunakan oleh PT. Catur Mitra Sejati Sentosa dalam meningkatkan penjualan produk.

Data Awal

Data yang didapat dari PT. Catur Mitra Sejati Sentosa (Mitra10 Kalimantan) adalah data transaksi penjualan dari tanggal 1 Desember 2020 sampai tanggal 31 Desember 2020, Jumlah data sebanyak 14.846 transaksi.

Tabel 1. Data Transaksi PT. Catur Mitra Sejati Sentosa

No.	Kode Transaksi	Item yang dibeli
1	KM01936366	BEVERAGE
2	KM01936367	WALL TILE, NUTS BOLTS & SPACER
3	KM01936368	MEDIUM INTERIOR WALL PAINT
4	KM01936369	SOCKET, LED/STREP
5	KM01936370	BATHROOM CLEANER
6	KM01936371	RUGS
7	KM01936372	CONCRETE FLOOR PAINT
8	KM01936373	REGULAR TILE GROUT, ACCESSORIES, HANDLE SET, HINGES, LED/STREP TRIM
9	KM01936374	TRIM
10	KM01936375	WALLPAPER, VINYL PLANK
...
...
14846	KM01951773	COOKER HOOD, SPLIT AIR CONDITIONER

Analisa Data

Untuk menghitung *support count*, maka banyak transaksi untuk setiap item terlebih dahulu dihitung. Dalam mempermudah perhitungan, maka dilakukan normalisasi data dalam bentuk tabular dengan angka biner. Nilai 1 mewakili item yang muncul pada transaksi, sedangkan 0 berarti item tidak muncul dalam transaksi.

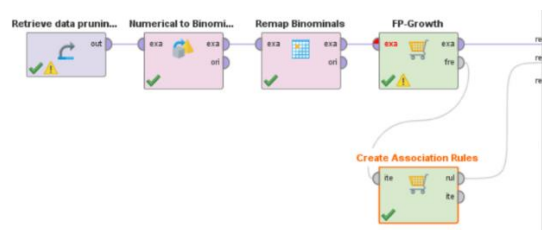
Tabel 2. Transaksi item dalam tabular

Row	ACC	AC	AE	AIR	...	AI
Labe	ESSO	CS.	RO	COM	...	R
ls	RIES	SU	SO	PRES	...	CO
	FOR	PPL	L	SOR	...	LL
	MAS	IES	PAI		...	ER
	K		NT		...	
KM	0	0	0	0	...	0
1950						
288						
KM	1	0	1	0	...	0
1936						

731						
KM	0	0	0	0	...	0
1942						
780						
KM	0	0	0	0	...	0
1956						
564						
KM	0	0	0	0	...	0
1946						
647						
KM	0	0	0	0	...	0
1946						
679						
KM	0	0	0	0	...	0
1947						
829						
KM	0	0	0	0	...	0
1949						
062						
KM	0	0	0	0	...	0
1949						
656						
KM	0	0	0	0	...	0
1947						
441						
...
...
KM	0	0	0	0	...	0
1951						
772						

Penelitian ini dilakukan dengan cara menguji coba model yang diusulkan terhadap dataset. Kemudian model akan dievaluasi dan divalidasi menggunakan *lift ratio* untuk menganalisa item yang direkomendasikan. Pengujian dilakukan dengan menggunakan rapid miner dengan *minimum support* 0.1 dan *confidence* 0.5.

Model yang dibangun menghasilkan nilai *lift ratio* terendah adalah 3.304 dan tertinggi adalah 9.686. 12 asosiasi yang terbentuk dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 4. Model Analisis yang dibangun

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	LaPlace	Gain	p-s	Lift	Conviction
1	THINNER	PAINTING TOOLS	0.035	0.527	0.971	-0.097	0.024	3.304	1.776
2	WALL TILE	FLOOR TILE	0.048	0.528	0.961	-0.133	0.036	4.232	1.855
3	BOX & DOOS	SWITCH	0.021	0.536	0.983	-0.056	0.018	9.397	2.031
4	PREMIUM SYNTHETIC...	THINNER	0.042	0.544	0.968	-0.112	0.037	8.230	2.048
5	PREMIUM SYNTHETIC...	PAINTING TOOLS	0.023	0.561	0.982	-0.060	0.017	3.521	1.916
6	BOX & DOOS	SOCKET	0.022	0.571	0.984	-0.055	0.019	9.808	2.137
7	CLOSE COUPLED TOIL...	TOILET SHOWER	0.033	0.586	0.978	-0.079	0.029	8.189	2.242
8	HAND SHOWER SET	WALL TAPS	0.029	0.609	0.982	-0.066	0.024	6.039	2.300
9	THINNER	PREMIUM SYNTHETIC...	0.042	0.631	0.977	-0.090	0.037	8.230	2.502
10	PAINTING TOOLS. PRE...	THINNER	0.023	0.640	0.987	-0.050	0.021	9.886	2.593
11	SWITCH	SOCKET	0.037	0.645	0.981	-0.077	0.032	7.682	2.579
12	PAINTING TOOLS. THIN...	PREMIUM SYNTHETIC...	0.023	0.672	0.989	-0.046	0.021	8.769	2.818

Gambar 5. Pola Asosiasi yang terbentuk

```

Association Rules
[THINNER] --> [PAINTING TOOLS] (confidence: 0.527)
[WALL TILE] --> [FLOOR TILE] (confidence: 0.528)
[BOX & DOOS] --> [SWITCH] (confidence: 0.536)
[PREMIUM SYNTHETIC ALKYD PAINT] --> [THINNER] (confidence: 0.544)
[PREMIUM SYNTHETIC ALKYD PAINT, THINNER] --> [PAINTING TOOLS] (confidence: 0.561)
[BOX & DOOS] --> [SOCKET] (confidence: 0.571)
[CLOSE COUPLED TOILET] --> [TOILET SHOWER] (confidence: 0.586)
[HAND SHOWER SET] --> [WALL TAPS] (confidence: 0.609)
[THINNER] --> [PREMIUM SYNTHETIC ALKYD PAINT] (confidence: 0.631)
[PAINTING TOOLS, PREMIUM SYNTHETIC ALKYD PAINT] --> [THINNER] (confidence: 0.640)
[SWITCH] --> [SOCKET] (confidence: 0.645)
[PAINTING TOOLS, THINNER] --> [PREMIUM SYNTHETIC ALKYD PAINT] (confidence: 0.672)
    
```

Gambar 6. Rules yang terbentuk

Dari ke-12 asosiasi yang terbentuk, maka didapatkan 12 rules pada gambar 6 dengan rincian sebagai berikut:

1. Jika pelanggan membeli THINNER, maka kemungkinan PAINTING TOOLS juga dibeli dengan tingkat keyakinan: 0.527
2. Jika pelanggan membeli WALL TILE, maka kemungkinan FLOOR TILE juga dibeli dengan tingkat keyakinan: 0.528
3. Jika pelanggan membeli BOX & DOOS, maka kemungkinan SWITCH juga dibeli dengan tingkat keyakinan: 0.536
4. Jika pelanggan membeli PREMIUM SYNTHETIC ALKYD PAINT, maka kemungkinan THINNER juga dibeli dengan tingkat keyakinan: 0.544
5. Jika pelanggan membeli PREMIUM SYNTHETIC ALKYD PAINT, THINNER, maka kemungkinan PAINTING TOOLS juga dibeli dengan tingkat keyakinan: 0.561
6. Jika pelanggan membeli BOX & DOOS, maka kemungkinan SOCKET juga dibeli dengan tingkat keyakinan: 0.571
7. Jika pelanggan membeli CLOSE COUPLED TOILET, maka kemungkinan TOILET SHOWER juga dibeli dengan tingkat keyakinan: 0.586.
8. Jika pelanggan membeli HAND SHOWER SET, maka kemungkinan WALL TAPS juga dibeli dengan tingkat keyakinan: 0.609
9. Jika pelanggan membeli THINNER, maka kemungkinan PREMIUM SYNTHETIC ALKYD PAINT juga dibeli dengan tingkat keyakinan: 0.631

10. Jika pelanggan membeli PAINTING TOOLS, PREMIUM SYNTHETIC ALKYD PAINT, maka kemungkinan THINNER juga dibeli dengan tingkat keyakinan: 0.640
11. Jika pelanggan membeli SWITCH, maka kemungkinan SOCKET juga dibeli dengan tingkat keyakinan: 0.645
12. Jika pelanggan membeli PAINTING TOOLS, THINNER, maka kemungkinan PREMIUM SYNTHETIC ALKYD PAINT juga dibeli dengan tingkat keyakinan: 0.672

KESIMPULAN

Dari hasil uji dengan bantuan *software* Rapidminer, didapatkan nilai *lift ratio* tertinggi sebesar 9.686 pada pasangan premis PAINTING TOOLS, PREMIUM SYNTHETIC ALKYD PAINT dengan konklusi THINNER. Nilai *confidence* tertinggi yang dihasilkan adalah 0.672 yaitu pada pasangan premis PAINTING TOOLS, THINNER dengan konklusi *PREMIUM SYNTHETIC ALKYD PAINT*.

Dari hasil uji yang didapat, maka dapat disimpulkan algoritma FP-Growth dapat digunakan untuk menganalisa keterhubungan antar item keranjang belanja konsumen, sehingga perusahaan dapat mengambil kebijakan lanjut untuk menarik minat konsumen dalam pembelian barang yang digabungkan (dalam bentuk paket promosi).

Saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya adalah menerapkan perhitungan ini kedalam suatu aplikasi sehingga ramah pengguna. Penelitian juga dapat dikembangkan dengan menggunakan algoritma lain yang dapat meningkatkan nilai *confidence* sehingga hasil produk berpasangan dapat lebih maksimal dalam meningkatkan nilai penjualan.

REFERENSI

- Anggraeni, R. M. (2014) 'Perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth untuk Rekomendasi Pada Transaksi Peminjaman Buku di Perpustakaan Universitas Dian Nuswantoro', *Teknik Informatika*, pp. 1-6.
- Ardani, N. R. and Fitriana, N. (2016) 'Sistem Rekomendasi Pemesanan Sparepart

- Dengan Algoritma Fp-Growth', *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia 2016*, pp. 1–6. Available at: Rekomendasi, sparepart, Assosiation Rule, FP-Growth.%0A1.
- Erwin, E. (2009) 'Analisis Market Basket Dengan Algoritma Apriori Dan FP-Growth', *Jurnal Generic*, 4(2), p. 79297.
- Kumbhare, T. A. and Chobe, S. V. (2014) 'An Overview of Association Rule Mining Algorithms', *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 5(1), pp. 927–930. Available at: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.642.447&rep=rep1&type=pdf>.
- Laia, D., Buulolo, E. and Sirait, M. J. F. (2018) 'Implementasi Data Mining Untuk Memprediksi Pemesanan Driver Go-Jek Online Dengan Menggunakan Metode Naive Bayes (Studi Kasus: Pt. Go-Jek Indonesia)', *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer)*, 2(1), pp. 434–439. doi: 10.30865/komik.v2i1.972
- Anggraeni, R. M. (2014) 'Perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth untuk Perekomendasi Pada Transaksi Peminjaman Buku di Perpustakaan Universitas Dian Nuswantoro', *Teknik Informatika*, pp. 1–6.
- Ardani, N. R. and Fitriana, N. (2016) 'Sistem Rekomendasi Pemesanan Sparepart Dengan Algoritma Fp-Growth', *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia 2016*, pp. 1–6. Available at: Rekomendasi, sparepart, Assosiation Rule, FP-Growth.%0A1.
- Erwin, E. (2009) 'Analisis Market Basket Dengan Algoritma Apriori Dan FP-Growth', *Jurnal Generic*, 4(2), p. 79297.
- Kumbhare, T. A. and Chobe, S. V. (2014) 'An Overview of Association Rule Mining Algorithms', *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 5(1), pp. 927–930. Available at: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.642.447&rep=rep1&type=pdf>.
- Laia, D., Buulolo, E. and Sirait, M. J. F. (2018) 'Implementasi Data Mining Untuk Memprediksi Pemesanan Driver Go-Jek Online Dengan Menggunakan Metode Naive Bayes (Studi Kasus: Pt. Go-Jek Indonesia)', *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer)*, 2(1), pp. 434–439. doi: 10.30865/komik.v2i1.972.
- Liu, X. and Liu, H. (2013) 'An Improved Apriori Algorithm for Association Rules', *TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering*, 11(11), pp. 2523–2527. doi: 10.11591/telkomnika.v11i11.3491.
- Maulana, A. and Fajrin, A. A. (2018) 'Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Spare Part Motor', *Klik - Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, 5(1), p. 27. doi: 10.20527/klik.v5i1.100.
- Miraldi, R. N., Christanto, A. R. and Susanto, B. (2015) 'Implementasi Algoritma Fp-Growth Untuk Sistem Rekomendasi Buku Di Perpustakaan Ukdw', *Jurnal Informatika*, 10(1). doi: 10.21460/inf.2014.101.323.
- Oktoria, R. and Maharani, W. (2010) 'Content Based Recommender System Menggunakan Algoritma Apriori', *Konferensi Nasional Sistem dan Informatika*, pp. 124–129.
- Putra Christianto Purba, E. S. (2018) 'Implementasi Algoritme Fp-Growth Untuk Market Basket Analysis Dalam Menentukan Product Bundling', *Applied Data Mining for Business and Industry*, (February), pp. 175–191.
- Tana, M. P., Marisa, F. and Wijaya, I. D. (2018) 'Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Pada Toko Oase Menggunakan Algoritma Apriori', *JIM P - Jurnal Informatika Merdeka Pasuruan*, 3(2). doi: 10.37438/jimp.v3i2.167.