

Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth pada Penjualan Spareparts

Aditya Wadanur¹, Aprilisa Arum Sari^{1,*}

¹ Program Studi Magister Ilmu Komputer, Universitas Budi Luhur, Indonesia

* Correspondence: 2011600745@student.budiluhur.ac.id

Copyright: © 2022 by the authors

Received: 13 April 2022 | Revised: 6 Mei 2022 | Accepted: 23 Mei 2022 | Published: 20 Juni 2022

Abstrak

Data Mining dapat diterapkan pada berbagai bidang seperti di PT. Agung Toyota Denpasar untuk dapat meningkatkan penjualan dan menentukan penjualan *spare part*. Permasalahan yang saat ini adalah menentukan penjualan *spare part* di PT. Agung Toyota Denpasar yang tidak dapat mengetahui pola pembelian pelanggan atau kustomer dalam membeli *spare part* yang dibeli secara bersamaan. Penelitian ini bertujuan untuk implementasi algoritma apriori dan algoritma fp-growth untuk membentuk sebuah model atau *rule* asosiasi, sehingga perusahaan dapat meningkatkannya. Dengan menggunakan metode KDD (*Knowledge Discovery Database*) yang dapat memberikan suatu informasi penting mengenai pola transaksi yang dibeli secara bersamaan menggunakan algoritma Apriori dan FP-Growth. Adapun dataset yang digunakan untuk mendukung penelitian ini adalah dataset transaksi penjualan periode bulan Januari 2022. Hasil penelitian kami menunjukkan bahwa didapatkan 10 aturan asosiasi terbaik dari algoritma apriori dan algoritma FP-Growth yang siap dijadikan untuk meningkatkan penjualan dengan nilai minimum support 85%, nilai confidence 100% dan nilai lift ratio tertinggi 2,03.

Kata kunci: algoritma apriori; algoritma fp-growth; association rules; data mining

Abstract

Data Mining can be applied in various areas, for example in PT. Agung Toyota Denpasar in order to increase sales and determine the sale of replacement parts. The current problem is to determine the replacement parts sale in PT. Agung Toyota Denpasar cannot know the purchasing habits of customers or customers in purchasing replacement parts purchased simultaneously. This research aims to implement apriori algorithms and fp-growth algorithms to form a model or a combination of rules so that businesses can increase their sales. Using the Knowledge Discovery Database (KDD) method should provide significant information on transaction patterns purchased simultaneously using the apriori and fp-growth algorithms. The dataset used to support this research is the sales transactional dataset for the period of January 2022. The results showed that the 10 best association rules of apriori algorithms and fp-growth algorithms were ready to be used to increase sales with a minimum support value of 85%, confidence value of 100%, and the highest lift ratio of 2.03.

Keywords: apriori algorithm; fp-growth algorithm; association rule; data mining

PENDAHULUAN

PT. Agung Toyota Denpasar merupakan suatu perusahaan retail yang bergerak dibidang penjualan spare part dapat memberikan pelayanan berupa perawatan (*service*). Setiap transaksi penjualan barang ini dilakukan penginputan data secara langsung sehingga dapat termonitor oleh kantor pusat. Permasalahan yang saat ini dihadapi oleh perusahaan ini adalah dalam menentukan penjualan spare part yang dibeli secara bersamaan. sehingga PT. Agung Toyota Denpasar ini tidak dapat mengetahui pola pembelian pelanggan atau kustomer dalam membeli spare part yang dibeli secara bersamaan.



Permasalahan tersebut dapat diselesaikan dengan *Data Mining* kemudian dibuat model pengetahuan dengan berbasis dataset penjualan dan menghasilkan pola baru (Rizky et al., 2021). *Data Mining* adalah ekstraksi informasi atau model pola yang penting untuk menarik data yang ada di *database* (Rerung, 2018). Salah satu metode yang seringkali digunakan untuk menentukan suatu pola penjualan dalam teknik *Data Mining* adalah suatu metode asosiasi atau *association rule mining* (Sikumbang, 2018). Teknik asosiasi berguna untuk menemukan pola dari frekuensi tertinggi antar himpunan itemset kombinasi yang disebut dengan *association rule* (Takdirillah, 2020). Implementasi *Data Mining* adalah dengan melakukan salah satu fungsi asosiasi pada *Data Mining* menggunakan algoritma apriori dan asosiasi FP-Growth (Anggraeni et al., 2019).

Algoritma Apriori adalah suatu algoritma klasik yang biasa digunakan untuk melakukan join atau membentuk suatu pola aturan tertentu, namun algoritma apriori ini memiliki kelemahan yaitu membutuhkan waktu yang lama (Qomariah et al., 2020). Frekuensi suatu himpunan item dihitung dengan menghitung terjadi pada setiap transaksi, algoritma Apriori signifikan algoritma untuk menambang item yang sering digunakan untuk asosiasi boolean aturan karena Algoritma menggunakan pengetahuan sebelumnya (Tanna & Ghodasara, 2014). FPGrowth adalah suatu algoritma alternatif yang bisa digunakan untuk dapat menentukan suatu pola dari sekumpulan data yang paling sering (popular set) dalam suatu kumpulan data didalam *database* (Firman, 2019). Fp-growth ini menggunakan suatu pendekatan yang berbeda dari algoritma sebelumnya (Rusnandi et al., 2020). Tidak melakukan *candidate generation* dalam proses pencarian frequent itemset, sehingga dapat mengurangi *scan database* secara berulang dalam proses *mining* dan dapat berlangsung lebih cepat (Fitriati & Hardiyanto, 2018).

Association Rules memiliki semua aturan atau pola yang memiliki *support* dan *confidencedi* atas batas yang dapat ditentukan oleh penggunaannya (Indah Prahartiwi et al., 2017). Nilai *support* adalah suatu ukuran nilai yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu item atau itemset dari keseluruhan transaksi (Anas, 2021). Nilai *confidence* adalah nilai kepastian yang memiliki hubungan antar item yang kuat dalam aturan asosiasi (Santoso et al., 2016). Pentingnya aturan asosiasi agar dapat diketahui dari dua parameter yaitu nilai minimum *support* (*persentase* kombinasi item part dari seluruh transaksi) dan nilai minimum *confidence* (kuatnya hubungan antar item part dalam aturan asosiatif) (Riszky & Sadikin, 2019).

Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Yakub dan Syahfitriani (2020) menggunakan algoritma apriori untuk promosi produk kosmetik di wardah kosmetik, terdapat 30 data transaksi dalam waktu 3 bulan mendapat hasil analisisnya Jika konsumen membeli (Serum) maka akan dipasangkan bersama (Body serum) dengan *Support* 20.00% dan *Confidance* 75.00%. Saat melakukan penelitian, Gunadi (2012) menggunakan algoritma apriori dan algoritma FP-Growth dengan metode *Market Basket Analysis*. Dalam penelitiannya diambil data 5 tahun penjualan dan mendapatkan tingkat akurasi dari algoritma Apriori terhadap FP-growth adalah sebesar 257,4543%. Penelitian lainnya yang menggunakan algoritma FP-growth dilakukan oleh Abdullah (2018) yang meneliti rekomendasi paket produk untuk meningkatkan penjualan dengan menggunakan algoritma fp-growth yang menemukan bahwa ada 2 pasang barang dengan nilai *support* dan *confidence* yang memenuhi syarat nilai minimum. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya adalah atribut yang digunakan, objek penelitian dan membandingkan algoritma apriori dan FP-growth untuk mendapatkan pola penjualan terbaik.

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk implementasi algoritma apriori dan algoritma fp-growth untuk membentuk sebuah aturan atau *rule* asosiasi, sehingga perusahaan dapat melakukan analisa untuk membantu meningkatkan penjualannya. Adapun dataset yang akan digunakan untuk mendukung penelitian ini adalah dataset transaksi

penjualan 1 januari – 31 januari 2022 dan terdapat 9907 dataset yang diproses menggunakan perhitungan manual serta bantuan tool Weka.

METODE

Penelitian ini menggunakan data dari perusahaan yang berupa data transaksi lalu dilakukan memasukan data dalam bentuk excel. Data yang digunakan merupakan data penjualan periode bulan 1 januari – 31 januari 2022 sebanyak 9907 transaksi. Dalam penelitian ini mengacu pada metode KDD (*Knowledge Discovery Database*) dibagi kedalam 5 tahap yaitu pertama yaitu data *selection* (Erdem Günay & Yildirim, 2021; Liu et al., 2021), untuk tahap ini dilakukan pemilihan data yang akan dijadikan penelitian ini. Kedua adalah *Pre-Processing*, untuk tahap ini dilakukan pembersihan data yang tidak relevan dan untuk menghindari reduksi data agar mempermudah untuk tahap selanjutnya . Ketiga adalah transformasi data, untuk tahap ini adanya transformasi data guna mempermudah proses data miningnya namun pada tahap ini data di transformasikan menjadi data tabular.

Kempat adalah data mining, untuk tahap ini pemilihan algoritma. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini adalah algoritma apriori dan algoritma Fp-Growth. Dalam mencari suatu pola kombinasi item yang dapat memenuhi syarat minimum dari nilai *support* dalam basis data (Hasugian, 2017; Iriondo Pascual et al., 2022) . Setelah menemukan semua sampel dengan frekuensi tinggi maka selanjutnya akan mencari aturan asosiasi yang dapat menemukan suatu pola yang memenuhi persyaratan minimum dengan menghitung jumlah aturan asosiasi $A \rightarrow B$ (Saefudin et al., 2019). Untuk menentukan aturan asosiasi mana yang harus dipilih urutkan berdasarkan $Support \times Confidence$ dan aturan diumpangkan ke n aturan dengan hasil terbesar (Deolika et al., 2019). Kelima adalah evaluasi, untuk tahap ini mengevaluasi hasil dari data mining yang menggunakan dua algoritma tersebut dengan menampilkan aturan asosiasi dan melakukan pengidentifikasian untuk pola-pola aturan asosiasi penjualan tersebut.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Data *selection* adalah tahapan dimana dibuat satu struktur table khusus dimana nantinya akan diisi dari beberapa table dan *database* dari sistem Informasi internal yang digunakan sebagai dataset yang berisikan atribut yang akan digunakan (Hidayat et al., 2021; Sihombing et al., 2021). Dalam Penelitian ini tahap selanjutnya yang dilakukan yaitu mempersiapkan dataset yang akan digunakan.

Tabel 1. Deskripsi inisial part

Inisial	Kode Part	Nama Part
P37	08880-83573	Tmo Full Syn 5w30 1lt
P38	08880-83575	Tgmo Synthetic 1lt
P46	08885-80930	Tggo Diff Oil 1lt
P74	12157-10010	Gasket 1
P84	15601-BZ030	Element Sa Oil Filtr
P390	90430-12031	Gasket 2
P398	90915-YZZD2-82	Filter Assy Oil (75s)
P422	AA	Air Accu Zuur
P424	BCL01-OTOGD	Part Cleaner
P425	BCL09-FORCH	Part Cleaner
P427	CBC06-OTOGD	Carbon Cleaner Oto

Data transaksi yang didapat dari dalam aplikasi internal penjualan *Spare part* Bengkel di PT Agung Toyota Denpasar dan dari sistem tersebut didapat data sebanyak 9907 Record untuk periode 1 Januari – 31 Januari 2022 seperti tabel 1.

Pada tahapan ini adalah tahap *pre-processing* pada data yang telah diolah ditahap sebelumnya. Pada tahap ini akan dilakukannya pencarian data missing value yang telah diseleksi sebelumnya. Selanjutnya adalah pencarian data inkonsistensi berupa redudansi data dan melakukan penghapusan pada data tersebut. Terdapat redudansi data atau data berulang pada dataset yang digunakan maka data tersebut harus dihilangkan sehingga hanya 1459 dataset yang akan digunakan seperti tabel 2.

Tahap *Transformation* dilakukan proses perubahan data yang bertujuan untuk mempermudah pengolahan dan analisis data yang digunakan. Pada proses ini melakukan perubahan menjadi format tabular data. Kemudian pada proses selanjutnya adalah mentransformasikan data pada tabel 2 kedalam bentuk Tabular menggunakan sebuah system yang sudah dibuat yaitu menggunakan PHP. Adapun *filed* yang digunakan hanya transaksi dan Kode dari Part *number* masing-masing part pada tabel 3.

Tabel 2. Tabel transaksi penjualan *spare part*

Transaksi	Item yang dibeli
3	P38, P390, P398, P425, P433, P438, P439, P459, P461
7	P37, P38, P390
9	P37, P390, P424, P432, P461
10	P390
11	P424, P459
12	P84, P390, P424, P432, P439, P459
13	P84, P390, P424, P459, P461
14	P37, P84, P390, P424, P432, P439, P459, P461
16	P84, P390, P424, P432, P439, P459
17	P38, P46, P74, P390, P398, P432

Tabel 3. Tabel tabular penjualan *sparepart*

Transaksi	P37	P38	P46	P74	P84	P390	P398	P422	P424	P425	P427
3	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0
7	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0
9	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0
10	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
12	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0
13	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0
14	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0
16	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0
17	0	1	1	1	0	1	1	0	0	0	0

Pada tahapan data mining, langkah pertama adalah menentukan item mana yang akan digunakan dalam perhitungan manual dengan cara menghitung nilai minimum support count per item yang dimana nantinya item yang memiliki nilai support dibawah batas minimum akan dihapuskan atau tidak digunakan dan penelitian ini menetapkan bahwa minimum support yang digunakan adalah 25% seperti pada tabel 4.

Tabel 4. *Support* dari tiap item barang

Kode	Jumlah	<i>Support</i> (%)	Kode	Jumlah	<i>Support</i> (%)		
P37	3	(3/10)	30	P425	1	(1/10)	10
P38	3	(3/10)	30	P432	5	(5/10)	50
P46	1	(1/10)	10	P433	1	(1/10)	10
P74	1	(1/10)	10	P438	1	(1/10)	10
P84	4	(4/10)	40	P439	4	(4/10)	40
P390	9	(9/10)	90	P459	6	(6/10)	60
P398	2	(2/10)	20	P461	4	(4/10)	40
P424	6	(6/10)	60				

Setelah menetapkan minimum support 25% seperti tabel 4, selanjutnya akan dilakukan kombinasi 2 item part agar mendapatkan minimum support 50% seperti pada tabel 5.

Tabel 5. Kombinasi 2 Item Part

Kode	Jumlah	<i>Support</i> (%)	Kode	Jumlah	<i>Support</i> (%)		
P37 - P38	1	(1/10)	10	P84 – P425	1	(1/10)	10
P37 – P46	0	(0/10)	0	P84 – P432	2	(2/10)	20
P37 – P74	0	(0/10)	0	P84 – P433	3	(3/10)	30
P37 – P84	0	(0/10)	0	P84 – P438	3	(3/10)	30
P37- P390	1	(1/10)	10	P84 – P439	0	(0/10)	0
P37 – P398	0	(0/10)	0	P84 – P459	2	(2/10)	20
P37 – P424	2	(2/10)	20	P84 – P461	2	(2/10)	20
P37 – P425	0	(0/10)	0	P390 – P398	2	(2/10)	20
P37 – P432	2	(2/10)	20	P390 – P424	5	(5/10)	50
P37 – P433	0	(0/10)	0	P390 – P425	1	(1/10)	10
P37 – P438	0	(0/10)	0	P390 – P432	5	(5/10)	50
P37 – P439	1	(1/10)	10	P390 – P433	1	(1/10)	10
P37 – P459	1	(1/10)	10	P390 – P438	1	(1/10)	10
P37 – P461	1	(1/10)	10	P390 – P439	4	(4/10)	40
P38 – P46	1	(1/10)	10	P390 – P459	5	(5/10)	50
P38 – P74	1	(1/10)	10	P390 – P461	4	(4/10)	40

Setelah menetapkan minimum support 50% seperti pada tabel 5, selanjutnya akan dilakukan kombinasi 3 item part agar mendapatkan minimum support 75% seperti pada tabel 6. Selanjutnya, dilakukan perhitungan manual terhadap dataset diatas dengan 10 dataset percobaan maka selanjutnya akan di implementasikan dengan *tools* Weka version 3.8.6. Setelah dibuat model asosiasi menggunakan algoritma Apriori dan FPgrowth dapat dilihat data dan pola untuk penjualan *spare part* seperti gambar 1 dan gambar 2.

Gambar 1 dan gambar 2 menampilkan itemset yang telah memiliki nilai support diatas batas minimum support 25% dan nilai confidence diatas minimum confidence 90%. Confidence disini adalah akurasi antara premises dengan conclusion dan support disini adalah rata-rata pembelian antara premises dengan conclusion Selanjutnya adalah pengolahan data menggunakan *tools* weka. Untuk pengaturan yang digunakan pada penelitian ini menggunakan minimum support sebesar 25% atau 0,25 dan minimum confidence 90% atau 0,9.

Tabel 6. Kombinasi 3 item part

Kombinasi Part	Jumlah	Support (%)
P37-P38-P46	0	(1/10)
P46-P74-P84	0	(0/10)
P84-P390-P398	0	(0/10)
P398-P424-P425	0	(0/10)
P425-P432-P433	0	(0/10)
P433-P438-P439	1	(0/10)
P439-P459-P461	2	(2/10)

```

Apriori
=====
Minimum support: 0.85 (1240 instances)
Minimum metric <confidence>: 0.9
Number of cycles performed: 3

Generated sets of large itemsets:

Size of set of large itemsets L(1): 11
Size of set of large itemsets L(2): 6
Size of set of large itemsets L(3): 1

Best rules found:

1. P46=N P74=N 1273 ==> P45=N 1270 <conf:(1)> lift:(1.08) lev:(0.06) [89] conv:(23.12)
2. P74=N 1281 ==> P45=N 1277 <conf:(1)> lift:(1.07) lev:(0.06) [89] conv:(18.61)
3. P45=N P46=N 1275 ==> P74=N 1270 <conf:(1)> lift:(1.13) lev:(0.1) [150] conv:(25.93)
4. P46=N 1282 ==> P45=N 1275 <conf:(0.99)> lift:(1.07) lev:(0.06) [86] conv:(11.64)
5. P45=N P74=N 1277 ==> P46=N 1270 <conf:(0.99)> lift:(1.13) lev:(0.1) [147] conv:(19.37)
6. P74=N 1281 ==> P46=N 1273 <conf:(0.99)> lift:(1.13) lev:(0.1) [147] conv:(17.27)
7. P46=N 1282 ==> P74=N 1273 <conf:(0.99)> lift:(1.13) lev:(0.1) [147] conv:(15.64)
8. P74=N 1281 ==> P45=N P46=N 1270 <conf:(0.99)> lift:(1.13) lev:(0.1) [150] conv:(13.46)
9. P46=N 1282 ==> P45=N P74=N 1270 <conf:(0.99)> lift:(1.13) lev:(0.1) [147] conv:(12.3)
10. P31=N 1262 ==> P45=N 1242 <conf:(0.98)> lift:(1.06) lev:(0.05) [71] conv:(4.37)

```

Gambar 1. Best rule menggunakan algoritma apriori

Evaluasi dilakukan untuk mengidentifikasi pola menarik untuk menjelaskan mengenai pengetahuan yang ada. Selanjutnya, dilakukannya proses evaluasi dengan menggunakan Lift ratio. Apabila hasil lift ratio lebih dari satu maka barang yang ada di kolom *conclusion* pasti dibeli bersamaan dengan barang yang ada. Namun apabila nilai lift ratio dibawah satu maka barang yang ada di kolom *conclusion* tidak dibeli secara bersamaan dengan barang yang ada dapat dilihat pada gambar 1 dan gambar 2.

```

P390
P398
P422
P424
P425
P427
P430
P432
P433
P435
P436
P438
P439
P459
P461
P462

=== Associator model (full training set) ===

FPGrowth found 20 rules (displaying top 10)

1. [P390=Y, P425=Y]: 209 ==> [P459=Y]: 204 <conf:(0.98)> lift:(2.03) lev:(0.07) conv:(18.12)
2. [P390=Y, P425=Y, P433=Y]: 157 ==> [P459=Y]: 153 <conf:(0.97)> lift:(2.03) lev:(0.05) conv:(16.33)
3. [P425=Y, P433=Y]: 177 ==> [P459=Y]: 172 <conf:(0.97)> lift:(2.03) lev:(0.06) conv:(15.35)
4. [P390=Y, P35=Y]: 160 ==> [P398=Y]: 155 <conf:(0.97)> lift:(4.04) lev:(0.08) conv:(20.27)
5. [P390=Y, P424=Y]: 217 ==> [P459=Y]: 210 <conf:(0.97)> lift:(2.02) lev:(0.07) conv:(14.11)
6. [P438=Y, P425=Y]: 155 ==> [P459=Y]: 150 <conf:(0.97)> lift:(2.02) lev:(0.05) conv:(13.44)
7. [P390=Y, P439=Y]: 204 ==> [P459=Y]: 196 <conf:(0.96)> lift:(2) lev:(0.07) conv:(11.79)
8. [P46=Y]: 177 ==> [P74=Y]: 169 <conf:(0.95)> lift:(7.83) lev:(0.1) conv:(17.27)
9. [P425=Y]: 261 ==> [P459=Y]: 248 <conf:(0.95)> lift:(1.98) lev:(0.08) conv:(9.7)
10. [P74=Y]: 178 ==> [P46=Y]: 169 <conf:(0.95)> lift:(7.83) lev:(0.1) conv:(15.64)

```

Gambar 2. Best rule menggunakan algoritma fp-growth

Pembahasan

Data transaksi yang didapat dari dalam aplikasi internal penjualan Spare part Bengkel di PT Agung Toyota Denpasar dari sistem tersebut didapat data sebanyak 9907 Record untuk periode 1 Januari – 31 Januari 2022 namun telah di transformasikan menjadi 1459 dataset. Database dari transaksi pembelian part seperti dalam tabel 2, kemudian data transaksi dari tabel 2 dibuat dalam bentuk tabular seperti pada tabel 3. pada tabel 3 itemset pada setiap data transaksi pembelian part jumlah masing-masing dihitung sesuai dengan data tabular pada table 3. Tabel 4 ini menunjukkan bahwa dari data tersebut di atas selanjutnya yaitu seleksi frekuensi \geq batas minimal yang ditentukan dari data tabular pada tabel 3. dari Proses pembentukan item pada tabel 4 di atas dengan nilai minimum support yaitu sebesar 25% agar dapat diketahui yang memenuhi nilai minimum support hanya ada 4 jenis data yaitu P390, P424, P432 P459. 4 jenis data tersebut kemudian akan dibentuk menjadi kombinasi item yaitu terbentuk 2 item kombinasi seperti pada tabel 5. pada tabel 6 ini menunjukkan kombinasi 3 item part agar mendapatkan nilai minimum support yang baik namun kombinasi 3 item part ini tidak sesuai dengan nilai minum support.

Berdasarkan hal tersebut dengan membandingkan 2 algoritma yaitu algoritma apriori dan algoritma Fp-Growth menghasilkan 10 aturan asosiasi dengan berbagai kombinasi item, yaitu dengan 2 kombinasi item yang memenuhi *minimum support*. Aturan yang terbuat adalah apabila pelanggan membeli P390 dan P425 maka membeli P459 dengan nilai *support* 85%, nilai *confidence* 98% dan *lift ratio* 2,03. Apabila pelanggan tidak membeli P46 dan P74 maka tidak membeli P45 dengan nilai *support* 85%, nilai *confidence* 100% dan *lift ratio* 1.08. Dari hasil analisa kedua algoritma dapat disimpulkan bahwa tingkat nilai *confidence* aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma Apriori lebih baik dibandingkan dengan algoritma FP-growth karena rendahnya nilai minimum *support* dari kombinasi items dalam aturan asosiasi terhadap keseluruhan data transaksi pembelian item part. Namun dalam kecepatan algoritma FP-growth lebih baik dibandingkan dengan algoritma apriori karena memiliki nilai *lift ratio* lebih tinggi dibandingkan dengan *lift ratio* dari algoritma apriori.

Sementara itu, pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Rizky et al., (2021) tentang penerapan *data mining* dengan menggunakan algoritma FP-Growth untuk meningkatkan penjualan pakaian yang menghasilkan 5 aturan asosiasi dengan 3 kombinasi item. Hal ini membuktikan relevansi temuan kami dengan sebelumnya adalah tujuan penelitian namun perbedaan penelitiannya yaitu membandingkan 2 (dua) algoritma yaitu algoritma apriori dengan algoritma Fp-Growth dengan menghasilkan 10 aturan asosiasi dengan 2 kombinasi item.

SIMPULAN

Berdasarkan dari hasil analisa dan pengujian menggunakan metode FP-Growth dengan algoritma apriori yang dilakukan dengan menggunakan weka yaitu dimana aturan asosiasi ini dapat membuat strategi untuk meningkatkan penjualan sparepart. Dari hasil penerapan data mining terhadap data transaksi lalu diproses dengan menggunakan algoritma apriori dan algoritma fp-growth dihasilkan sebagai contoh dari pengujian yang telah dilakukan diketahui bahwa apabila konsumen membeli TGMO SYNTHETIC 1LT maka akan membeli juga GASKET. Metode data mining untuk pola transaksi pembelian part pihak PT Agung Toyota Denpasar dapat melakukan order part secara optimal menghindari kelebihan atau kekurangan stock barang tersebut.

REFERENSI

Abdullah, A. (2018). Rekomendasi Paket Produk Guna Meningkatkan Penjualan Dengan Metode FP-Growth. *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, 4(1), 21–26. <https://doi.org/10.23917/khif.v4i1.5794>

- Anas, A. (2021). Implementasi Algoritma Apriori untuk Mendapatkan Pola Dosen Pembimbing Skripsi STIE-GK Muara Bulian. *Jurnal Ilmiah Media Sisfo*, 15(1), 19-27. <https://doi.org/10.33998/mediasisfo.2021.15.1.972>
- Anggraeni, S., Iha, M. A., Erawati, W., & Khairunnas, S. (2019). The Analysis of Sales by Using Apriori and FP-Growth at PT. Panca Putra Solusindo. *REMIK: Riset dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer*, 3(2), 41-46.
- Deolika, A., Kusriani, K., & Luthfi, E. T. (2019). Analisis Pembobotan Kata Pada Klasifikasi Text Mining. *JurTI (Jurnal Teknologi Informasi)*, 3(2), 179-184. <https://doi.org/10.36294/jurti.v3i2.1077>
- Erdem Günay, M., & Yıldırım, R. (2021). Recent advances in knowledge discovery for heterogeneous catalysis using machine learning. *Catalysis Reviews*, 63(1), 120–164. <https://doi.org/10.1080/01614940.2020.1770402>
- Firman, C. E. (2019). Penentuan Pola yang Sering Muncul untuk Penjualan Pupuk Menggunakan Algoritma Fp-growth. *Informatika*, 9(2), 1-8. <https://doi.org/10.36723/juri.v9i2.97>
- Fitriati, D., & Hardiyanto, M. (2018). Perbandingan Algoritma Apriori Dan Algoritma Fp-Growth Untuk Mengetahui Pola Penggunaan Transportasi Online. *SNATIF*, 5(1), 549-556.
- Gunadi, G., & Sensuse, D. I. (2016). Penerapan metode data mining market basket analysis terhadap data penjualan produk buku dengan menggunakan algoritma apriori dan frequent pattern growth (fp-growth): studi kasus percetakan PT. Gramedia. *Telematika MKOM*, 4(1), 118-132.
- Hasugian, P. M. (2017). Pengujian Algoritma Apriori Dengan Aplikasi Weka Dalam Pembentukan Asosiasi Rule. *Jurnal Mantik Penusa*, 1(2), 98-103.
- Hidayat, W., Utami, E., Iskandar, A. F., Hartanto, A. D., & Prasetyo, A. B. (2021). Perbandingan Performansi Model pada Algoritma K-NN terhadap Klasifikasi Berita Fakta Hoaks Tentang Covid-19. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 5(2), 167–176. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v5i2.3664>
- Prahartiwi, L. I. (2017). Pencarian Frequent Itemset pada Analisis Keranjang Belanja Menggunakan Algoritma FP-Growth. *Information System For Educators And Professionals: Journal Of Information System*, 2(1), 1-10.
- Iriondo Pascual, A., Smedberg, H., Högberg, D., Syberfeldt, A., & Lämkuill, D. (2022). Enabling Knowledge Discovery in Multi-Objective Optimizations of Worker Well-Being and Productivity. *Sustainability*, 14(9), 1-14. <https://doi.org/10.3390/su14094894>
- Liu, Z., Lu, Y., Shen, M., & Peh, L. C. (2021). Transition from building information modeling (BIM) to integrated digital delivery (IDD) in sustainable building management: A knowledge discovery approach based review. *Journal of Cleaner Production*, 291, 125223. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.125223>
- Qomariah, S., Basrie, B., & Pa'a, S. F. (2020). Implementasi Algoritma Apriori Pada Data Penjualan Produk Asesoris CV Princes Diary SAMARINDA. *Just TI (Jurnal Sains Terapan Teknologi Informasi)*, 12(2), 31-37. <https://doi.org/10.46964/justti.v12i2.321>
- Rerung, R. R. (2018). Penerapan Data Mining dengan Memanfaatkan Metode Association Rule untuk Promosi Produk. *Jurnal Teknologi Rekayasa*, 3(1), 89-98. <https://doi.org/10.31544/jtera.v3.i1.2018.89-98>
- Riszky, A. R., & Sadikin, M. (2019). Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 7(3), 103-108. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.7.3.2019.103-108>
- Rizky, M., Ridha, A. A., & Prihandani, K. (2021). Penentuan Paket Promosi Pakaian PT. D&C Production dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 5(2), 177–186. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v5i2.3714>

- Rusnandi, R., Suparni, S., & Pohan, A. B. (2020). Penerapan Data Mining Untuk Analisis Market Basket Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Pd Pasar Tohaga. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika: JANAPATI*, 9(1), 119-133. <https://doi.org/10.23887/janapati.v9i1.19349>
- Santoso, H., Hariyadi, I. P., & Prayitno, P. (2016). Data Mining Analisa Pola Pembelian Produk Dengan Menggunakan Metode Algoritma Apriori. *Semnasteknomedia Online*, 4(1), 3-7.
- Sihombing, L. O., Hannie, H., & Dermawan, B. A. (2021). Sentimen Analisis Customer Review Produk Shopee Indonesia Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 5(2), 233-242. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v5i2.4089>
- Sikumbang, E. D. (2018). Penerapan data mining penjualan sepatu menggunakan metode algoritma apriori. *Jurnal Teknik Komputer AMIK BSI*, 4(1), 156-161. <https://doi.org/10.31294/jtk.v4i1.2560>
- Takdirillah, R. (2020). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Penjualan Bisnis Ritel. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 4(1), 37-46. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v4i1.2081>
- Tanna, P., & Ghodasara, Y. (2014). Using Apriori with WEKA for Frequent. *International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT)*, 12(3), 127-131.
- Yakub, S., & Syahfitriani, S. (2020). Analisis Data Mining Untuk Strategi Promosi Produk Kosmetik Di Wardah Kosmetik Menggunakan Metode Apriori. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer TGD*, 3(1), 163-181. <https://doi.org/10.53513/jsk.v3i1.207>