



## Solusi Prediksi Persediaan Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Regional Part Depo Auto 2000 Palembang)

Usman Ependi<sup>#1</sup>, Ade Putra<sup>#2</sup>

<sup>#</sup>Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Bina Darma  
Jl Ahmad Yani No 3 Seberang Ulu I Palembang

<sup>1</sup>u.ependi@binadarma.ac.id

<sup>2</sup>ade.putra@binadarma.ac.id

**Abstrak**— Dalam memprediksi persediaan barang banyak metode yang dapat dilakukan antara lain yaitu dengan melakukan pengolahan data penjualan menggunakan metode *Data Mining* yang disertai dengan algoritma apriori didasarkan pada proses pembelian yang dilakukan oleh konsumen berdasarkan keterkaitan antar produk yang dibeli. Dengan menggunakan algoritma apriori pihak perusahaan dalam hal ini adalah Regional Part Depo Auto 2000 Palembang dapat menyediakan *spare part* yang dibutuhkan oleh konsumen khususnya di lingkungan Sumatera Selatan tanpa harus melakukan proses *indent* hal ini dikarenakan banyaknya jumlah *spare part* yang harus disediakan oleh PT. Depo Toyota guna melayani kebutuhan konsumen di lingkungan Sumatera Selatan. Adapun tahapan data mining yang di gunakan yaitu *Knowledge Discovery in Database (KDD)* yang terdiri dari proses *data cleaning and integration, data selection and integration, data mining, evaluation and presentation*. Dari proses diatas didapat pola keterkaitan *spare part* sebanyak 646 dari jumlah *spare part* sebanyak 338.

**Kata kunci**— Data Mining, Apriori, Spare Part, KDD

### I. PENDAHULUAN

Saat ini banyak berkembang pengetahuan akan pemanfaatan data salah satunya dengan menggunakan teknik *Data Mining*. *Data Mining* merupakan suatu teknik yang di gunakan untuk menggali pengetahuan – pengetahuan yang ada pada suatu kumpulan data dalam skala besar secara efisien dan efektif [1], [2]. Penggalan pengetahuan dilakukan dengan harapan dapat membantu dalam proses pengambilan keputusan baik secara majerial maupun dalam proses bisnis [2], [3]. Pengambilan keputusan dapat dilakukan dengan cara menampilkan hasil pengolahan menggunakan *machine learning*, statistik serta teknik visualisasi untuk menemukan dan menampilkan pengetahuan yang “*comprehensible*” bagi pengguna [4], [5].

Dalam perkembangannya terdapat beberapa metodologi yang dapat digunakan dalam melakukan ekstraksi data antara lain *knowledge discovery in database (KDD)*, *sample, explore, modify, model, and access (Semma)* dan *cross industry standard process (Crisp-DM)* [6], [7], [8], [9]. Masing-masing metodologi memiliki kelebihan serta dapat digunakan sesuai dengan proses analisis yang diperlukan dan keluaran informasi yang diinginkan, hal ini dapat dilihat pada tahapan masing – masing yaitu (1) KDD memiliki tahapan *preKDD, selection, pre-processing, transformation, data mining, interpretation/evaluation, post KDD*. (2) SEMMA memiliki tahapan *sample, explore, modify, model, dan assessment*. (3) Crisp-DM memiliki tahapan *business understanding, data understanding, data preparation, modelling, evaluation, dan deployment* [6].

Untuk itu tahapan KDD berfokus pada pengolahan analisis pola dari data, penggalan arkeologi data, penggalan informasi yang dibutuhkan dan proses integrensia pengembangan bisnis [10]. SEMMA berfokus pada tugas modifikasi terhadap proyek penambahan data serta pemodelan data dan meninggalkan aspek kebutuhan bisnis dan dirancang untuk membantu pengguna *software SAS enterprise miner* [11]. Sedangkan pada Crisp-DM lebih berfokus pada pola pemahaman proses kebutuhan bisnis pada suatu data yang kemudian melakukan pemodelan data.[12]. Namun dari ketiga metodologi tersebut memiliki kesamaan yaitu ketika pengolahan data dapat digunakan algoritma sebagai alat bantu ekstraksi data,

Salah satu metode algoritma yang dapat digunakan yaitu Apriori. Dimana algoritma ini digunakan untuk melihat keterkaitan hubungan antar elemen. Algoritma Apriori merupakan algoritma yang pertama kali digunakan ketika melakukan proses asosiasi untuk mengetahui hubungan *item set* apa saja yang terjadi pada proses transaksi [13]-[14]. Adapun penerapan algoritma apriori digunakan untuk menganalisis transaksi penjualan

[15], pendidikan [16], [17], produksi [18], perbankan [19], transportasi [20], [21], dan Kesehatan [22].

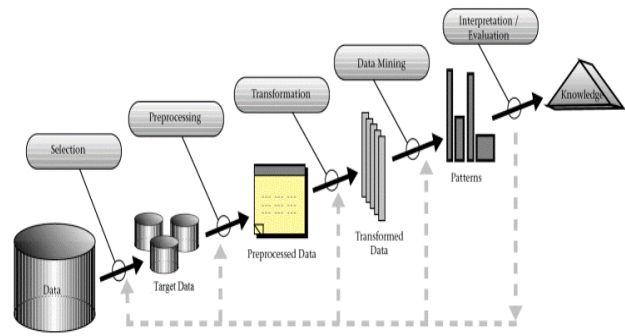
Regional Part Depo Auto 2000 Palembang merupakan perusahaan yang melayani layanan purna jual dari PT. Toyota Astra Motor (TAM) yang bertindak sebagai Agen Tunggal Pemegang Merk (APTMM) yang berdiri tahun 1975 [23]. Layanan yang diberikan antara lain penjualan *spare part* maupun untuk jasa layanan servis untuk mobil merek Toyota. Banyaknya varian dari produk mobil Toyota mengharuskan Regional Part Depo Auto 2000 Palembang untuk dapat memenuhi kebutuhan baik penjualan maupun penyediaan *spare part* bagi konsumen baik perorangan, bengkel dan toko yang menjual *spare part* Toyota. Untuk itu agar penyediaan *spare part* sesuai dengan kebutuhan maka perlu dilakukan analisis yang tepat untuk pengelolaan persediaan akan stok *spare part*

## II. METODE PENELITIAN

### A. Knowledge Discovery in Database (KDD).

Penelitian ini merupakan penelitian pada bidang *data mining* dengan menggunakan metode *knowledge discovery in database* (KDD). KDD merupakan suatu proses persimpangan dari beberapa disiplin ilmu seperti statistik, database, AI, visualisasi dan komputer paralel yang mempengaruhi pengetahuan “*interdisciplinary knowledge*” [24], [25]. KDD memiliki arti suatu proses pemilihan data, pembersihan data, transformasi data, presentasi, temuan dan evaluasi [5], [26]. KDD juga dapat diartikan suatu proses ekstraksi *non trivial* dari implisit suatu informasi yang sebelumnya tidak diketahui tetapi terdapat potensi informasi yang dihasilkan dari data yang ada [27]. Ada pun tahapan dari *data mining* sebagai berikut [25]:

- 1) *Data Cleaning*, Untuk menghilangkan “*noise*” dan data yang tidak konsisten
- 2) *Data integration* merupakan Proses Penggabungan sumber – sumber data
- 3) *Data selection* merupakan proses pengambilan data – data yang relevan untuk di analisis
- 4) *Data transformation* merupakan proses transformasi dan konsolidasi data ke bentuk yang sesuai untuk di “*mining*” untuk menghasilkan ringkasan atau penggabungan
- 5) *Data mining* merupakan proses awal dimana metode pengkajian di terapkan untuk mengekstraksi pola data
- 6) *Pattern evaluation* merupakan proses mengidentifikasi pola yang menarik yang mewakili basis pengetahuan berdasarkan ukuran tertentu
- 7) *Knowledge Presentation* merupakan proses teknik visualisasi dan presentasi pengetahuan yang digunakan untuk menampilkan pengetahuan kepada pengguna.



Gambar. 1 Tahapan proses KDD dalam data mining [25]

### B. Association Rule

*Association Rule* atau *Association Rule Mining* (ARM) merupakan suatu teknik atau metode yang digunakan untuk pengolahan data yang memiliki 1 sub proses. Pertama, suatu susunan strategi yang di sebut sebagai langkah untuk menemukan item yang sering dan kedua adalah menentukan aturan penambangan asosiasi. Selama sub metode ini berlangsung, prinsip pemanfaatan item dapat diekstraksi yg kemudian dapat menjadi *positive association rule* atau *negative association rule* [28]. Metode dasar dalam proses analisis asosiasi dapat dilakukan dalam 2 tahapan [29]:

#### 1) Analisa pola dengan frekuensi tinggi.

Mencari nilai syarat minimum dari item set nilai *support* dengan rumus:

$$Support(W) = \frac{\sum \text{Transaksi yang mengandung } W}{\sum \text{Transaksi yang telah terjadi}}$$

Kemudian untuk menemukan dua itemset atau lebih:

$$Support(W,X) = \frac{\sum \text{Transaksi yang Mengandung } W \text{ dan } X}{\text{Total Transaksi yang telah terjadi}}$$

#### 2) Pembentukan Aturan Asosiatif.

Setelah semua pola dengan frekuensi tinggi di temukan baru menghitung nilai *Confidence*:

$$Confidence(W>X) = \frac{\sum \text{Transaksi yang mengandung } W \text{ dan } X}{\sum \text{Transaksi yang mengandung } W}$$

### C. Algoritma Apriori

Proses yang terjadi pada algoritma Apriori adalah penentuan dari *frequent* dari *itemset* yang akan diproses untuk mendapatkan *association rules* yang ada dengan menggunakan suatu teknik pendekatan yang *Iterative* atau *level-wise search* [30]. Adapun proses yang terjadi pada algoritma Apriori sebagai berikut [31]:

- 1) Proses membangkitkan kandidat item set (*candidate generation*)
- 2) Proses *scanning* data untuk menghitung *support* (*support counting*)

- 3) Menentukan *candidate rule* yang berisi kemungkinan – kemungkinan rule yang mempunyai nilai *support > minimum support*
- 4) Menentukan nilai *support antecedent* yang telah di gabung dengan *Table F* dengan cara membandingkan nilai *support rule* dengan nilai yang dihasilkan untuk *support antecedent*.

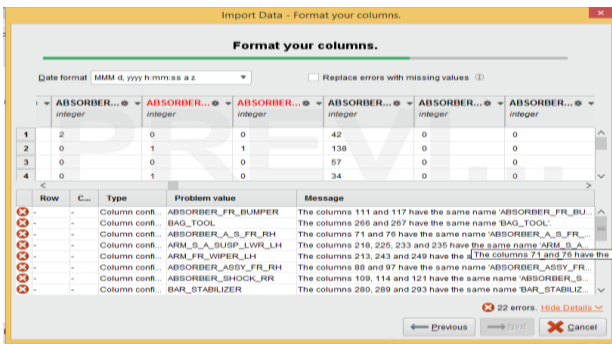
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil

Pada penelitian ini menggunakan metode *knowledge discovery in database (KDD)*. Berikut dapat dijelaskan tahapan dalam KDD dipenelitian ini:

1) *Data Cleaning*

Data yang diolah merupakan data penjualan spare part dari kendaraan dengan merk dagang Toyota. Adapun proses *Data Cleaning* atau pembersihan data dilakukan terhadap data penjualan *spare part*. Poses awal dengan menggunakan *Software Rapidminer 7.6* terdapat beberapa data yang bermasalah seperti yang diperlihatkan pada Gambar 2. Adapun proses yang dilakukan untuk *Data Cleaning* dilakukan penghapusan terhadap data tersebut dikarenakan data ganda.



Gambar. 2 Model operator *association rule* algoritma apriori

2) *Data Integration*

Pada tahapan ini dilakukan penggabungan data yang di dapat dari berbagai sumber yang dibutuhkan untuk proses pembentukan *dataset*. Adapun *dataset* yang dipakai pada penelitian ini merupakan data penjualan yang terjadi pada Auto 2000 Tanjung Api–Api Regional Part Depo Auto 2000 Palembang yang kemudian data diperoleh akan diolah untuk proses penggalan informasi (*Data Mining*) dengan menggunakan algoritma Apriori. Pembentukan dataset seperti yang terlihat pada Gambar 3.

1	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
1	150001004	8851	82310	GLASS FLA FR DR RH	2	0	2						
2	150001004	8852	82310	GLASS FLA FR DR LH	2	0	2						
3	150001004	7813	82310	COMPONENT OUTSIDE	2	0	2						
4	150001006	0880	83375	TMO SYN 30M-40SN LIT	120	1	118						
5	150001006	0880	83375	TMO SYN 30M-40SN LIT	46	5	35						
6	150001007	0880	83375	TMO SYN 30M-40SN LIT	120	1	118						
7	150001004	1523	15039	SPROCKET	1	1	0						
8	150001004	1523	15039	SPROCKET	1	1	0						
9	150001763	3015	12212	OKL FILTER	20	1	1						
10	150001002	1817	08986	HIGE RADATOR NOL2	1	1	1						
11	150001004	4736	05020	CAP A/F RESERVOIR LT	1	0	1						
12	150001004	8313	00290	JAM WASHEN A	1	0	1						
13	150001766	3413	82310	WASHER PISTON	2	1	1						
14	150001766	3413	82310	WASHER PISTON	2	1	1						
15	150001005	1817	08986	PULLEY WATER PUMP	2	1	1						
16	150001005	4880	08810	LINK A/F STABILIZ	1	0	1						
17	150001005	5213	82310	SUPPORT FR BUMPER LH	10	1	9						
18	150001005	5213	82310	SUPPORT FR BUMPER LH	2	1	1						
19	150001005	5242	82310	RETAINER FR BMP RH	2	1	1						
20	150001005	3113	03840	GRILLE RADATOR	1	1	1						
21	150001005	3113	03840	GRILLE RADATOR	1	1	1						
22	150001005	5389	82310	SUPPORT SALAHOOD	2	1	1						
23	150001005	5405	82310	HANGE ASSY WOOD RH	2	1	1						
24	150001005	5405	82310	HANGE ASSY WOOD LH	2	1	1						
25	150001005	1817	08986	LINK A/F FINDER RH	1	0	1						

Gambar. 3 *Data integration*

3) *Data Selection*

Proses *Data Selection* dilakukan pemilihan *atribut* atau *field* yang ada pada *dataset* yang dibutuhkan untuk proses pengolahan *Data Mining*. Atribut–atribut yang digunakan pada penelitian ini tanggal transaksi dan nama *spare part* serta jumlah yang dijual *spare part*. *Dataset* yang disediakan mengikuti format table sehingga dapat diolah menggunakan *software Rapidminer 7.6* seperti yang diperlihatkan pada Gambar 4.

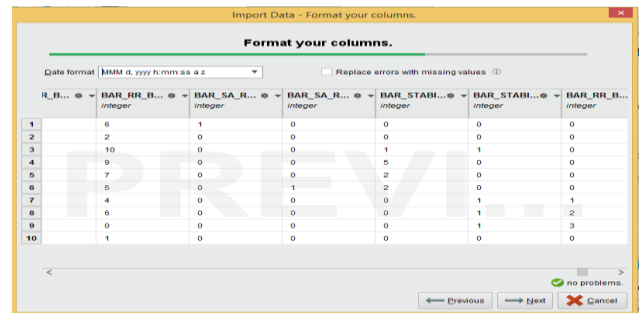
Gambar. 4 *Data selection*

4) *Data Transformation*

Pada tahapan ini merupakan proses transformasi data apabila terdapat data – data yang bersala dari sumber tabel yang berbeda. Pada penelitian ini data yang di gunakan berasal dari 1 tabel pada 1 *database*.

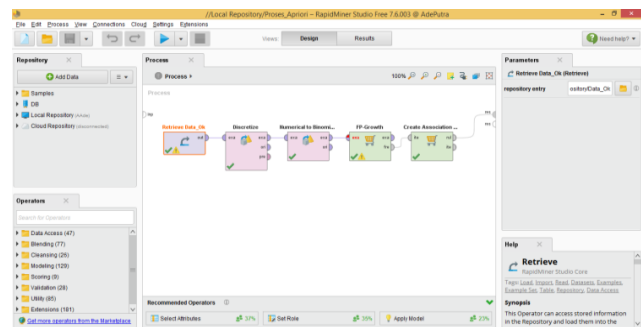
5) *Data Mining*

Proses *data mining* dilakukan setelah didapat dataset yang sesuai untuk keperluan *mining* dengan menggunakan *Rapidminer 7.6* seperti yang diperlihatkan pada Gambar 5.



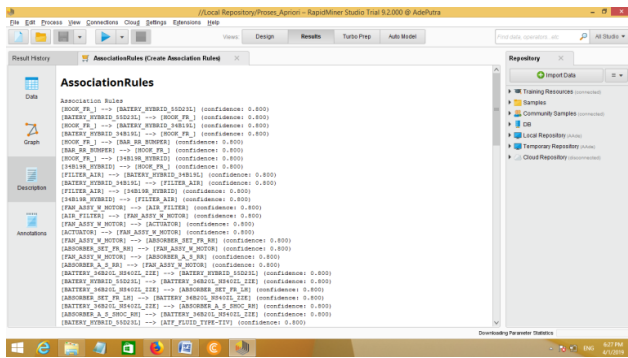
Gambar. 5 *Dataset* pada proses *data mining*

Dari data yang diperlihatkan pada Gambar 5 maka Format penggunaan operator dilakukan menggunakan *Rapidminer* dapat dilihat pada Gambar 6.



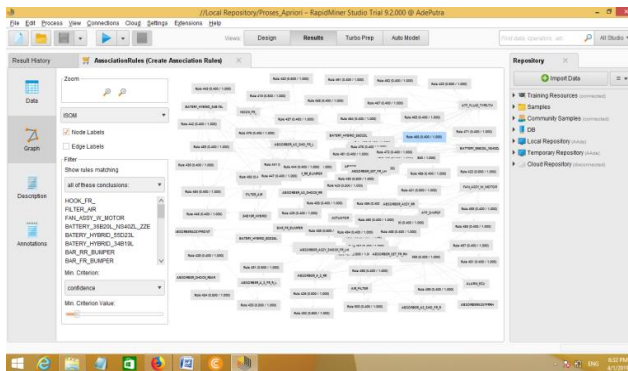
Gambar. 6 Model operator *association rule* algoritma apriori

Adapun hasil yang didapat setelah dijalankan model operator *Association Rule Algoritma* Apriori seperti yang terlihat pada Gambar 7.



Gambar. 7 Hasil model operator *association rule* algoritma apriori

Dari hasil proses diatas didapat adanya 646 pola keterhubungan pembelian antar *spare part* yang dapat dijadikan pertimbangan oleh pihak Regional Part Depo Auto 2000 Palembang seperti pada Gambar 8. Dimana keterhubungan tersebut menunjukkan bagaimana kemampuan untuk menyediakan *spare part* atau suku cadang peralatan kendaraan khususnya Toyota untuk daerah Palembang pada khususnya dan Sumatera Selatan pada umumnya.



Gambar. 8 Grafik keterhubungan antar *spare part* berdasarkan nilai *support* dan *confidence*

Dari proses yang dilakukan didapat jumlah *spare part* sebanyak 338 macam *spare part* dan menghasilkan 646 pola keterkaitan atau keterhubungan pembelian antar *spare part*.

**B. Hasil**

Pada penelitian ini terdapat 338 jenis spare part yang akan diolah dengan menggunakan Data Mining melalui proses association rule dengan menggunakan algoritma Apriori dengan periode data dari bulan Januari 2017 sampai dengan Oktober 2017, dimana untuk data transaksi dijumlahkan perbulan. Untuk proses association rule penulis disini menggunakan simulasi data dengan menggunakan 5 record transaksi yang dimana pada masing-masing record transaksi terdapat proses pembelian terhadap spare part yang berbeda-beda. Adapun proses transaksinya dapat dilihat pada Tabel 1.

TABEL 1  
DATA TRANSAKSI UNTUK PROSES SIMULASI

Transaksi	Item yang dibeli
1	CHOOK_FR_, DALTERNATOR_A_S_W_REG, EACTUATOR_ASSY_IDLE
2	ABSORBER_AS_SHO_FR_L, BFAN_ASSY_W_MOTOR, CHOOK_FR_, DALTERNATOR_A_S_W_REG, EACTUATOR_ASSY_IDLE
3	BFAN_ASSY_W_MOTOR, CHOOK_FR_, DALTERNATOR_A_S_W_REG
4	ABSORBER_AS_SHO_FR_L, BFAN_ASSY_W_MOTOR, CHOOK_FR_, DALTERNATOR_A_S_W_REG, EACTUATOR_ASSY_IDLE
5	DALTERNATOR_A_S_W_REG, EACTUATOR_ASSY_IDLE

Dari 5 record proses transaksi pada tabel 1 diatas terdapat 5 *Spare part* mobil yang di beli, antara lain dapat dilihat pada Tabel 2 sebagai berikut:

TABEL 2  
JENIS SPARE PART YANG DIBELI SESUAI TRANSAKSI

ID_Item	Item yang dibeli
A	ABSORBER_AS_SHO_FR_L
B	BFAN_ASSY_W_MOTOR
C	CHOOK_FR_
D	DALTERNATOR_A_S_W_REG
E	EACTUATOR_ASSY_IDLE

Kemudian dari proses diatas dilakukan proses rincian yang terdapat pada Tabel 3 sebagai berikut:

TABEL 3  
RINCIAN PENJUALAN SPARE PART

Tran saksi	ABSOR BER_AS _SHO_F R_L	BFAN_A SS_W_ MOTOR	CHOO K_FR -	DALTE RNATO R A_S_ W_REG	EACTU ATOR_ ASSY_I DLE
1	0	0	1	1	1
2	1	1	1	1	1
3	0	1	1	1	0
4	1	1	1	1	1
5	0	0	0	1	1
Σ	2	3	4	5	4

Kemudian menentukan  $\Phi$  Jika tentukan nilai  $\Phi = 3$ , maka frekuen itemset dapat ditentukan. Pada table diatas niali total  $\Phi$  nilai k = 1, semuanya  $> \Phi$ . Maka komponen dari himpunan  $F1 = \{\{item A\}, \{item B\}, \{item C\}, \{item D\}, \{item E\}\}$ . Untuk transaksi k = 2 (item terdiri dari 2 unsur). Komponen himpunan terdiri dari :  $\{item A, item B\}, \{item A, item C\}, \{item A, item D\}, \{item A, item E\}, \{item B, item C\}, \{item B, item D\}, \{item B, item E\}, \{item C, item D\}, \{item C, item E\}, \{item D, item E\}$ . Pada Tabel 4 sampai dengan Tabel 13 berikut dapat dilihat calon 2 item set:

TABEL 4  
ITEM A DAN B

T	A	B	f
1	0	0	S
2	1	1	P
3	0	1	S
4	1	1	P
5	0	0	S

TABEL 6  
ITEM A DAN D

T	A	D	f
1	0	1	S
2	1	1	P
3	0	1	S
4	1	1	P
5	0	1	S

TABEL 8  
ITEM B DAN C

T	B	C	f
1	0	1	S
2	1	1	P
3	1	1	P
4	1	1	P
5	0	0	S

TABEL 10  
ITEM B DAN E

T	B	E	f
1	0	1	S
2	1	1	S
3	1	0	S
4	1	1	S
5	0	1	S
		$\Sigma$	1

TABEL 12  
ITEM C DAN E

T	C	E	f
1	1	1	P
2	1	1	P
3	1	0	S
4	1	1	P

TABEL 5  
ITEM A DAN C

T	A	C	f
1	0	1	S
2	1	1	P
3	0	1	S
4	1	1	P
5	0	0	S

TABEL 7  
ITEM A DAN E

T	A	E	f
1	0	1	S
2	1	1	P
3	0	0	S
4	1	1	P
5	0	1	S

TABEL 9  
ITEM B DAN D

T	B	D	f
1	0	1	S
2	1	1	P
3	1	1	P
4	1	1	P
5	0	1	S
		$\Sigma$	3

TABEL 11  
ITEM C DAN D

T	C	D	f
1	1	1	P
2	1	1	P
3	1	1	P
4	1	1	P
5	0	1	S
		$\Sigma$	4

TABEL 13  
ITEM D DAN E

T	D	E	f
1	1	1	P
2	1	1	P
3	1	0	S
4	1	1	P

5	0	1	P
		$\Sigma$	3

5	1	1	P
		$\Sigma$	4

Dari pola 2 unsur diatas, P merupakan item set yang dijual bersamaan, sedangkan S merupakan item set yang tidak dijual bersamaan. Adapun simbol dari  $\Sigma$  melambangkan jumlah dari frekuensi item set. Adapun jumlah dari item P harus lebih besar atau sama jumlah itemnya S ( $\Sigma \geq \Phi$ ). Dari tabel diatas, maka didapat:  $F2 = \{\{\text{item C, item D}\}, \{\text{item C, item E}\}, \{\text{item D, item E}\}\}$ .

Adapun item set yang dikombinasikan pada F2, dapat digunakan untuk unsur 3-itemset. Item set tersebut digabungkan karena memiliki kesamaan unsur k-1 item set pertama. Untuk transaksi k = 3 (3 unsur), dibentuk dengan menggunakan  $\{\text{item C, item D, item E}\}$ .

TABEL 14  
ITEM C, D DAN E

T	C	D	E	F
1	1	1	1	P
2	1	1	1	P
3	1	1	0	S
4	1	1	1	P
5	0	1	1	S
			$\Sigma$	3

Dari tabel 14 diatas, didapat nilai frekuensi  $F3 = \{0\}$ , karena tidak ada  $\Sigma \geq \Phi$  dan hanya terdiri dari 1 kumpulan item set. Kemudian nilai *Antecedent* (ss) dan nilai *Consequent* (s) dari Frekuensi komponen yang didapat pada  $F2 = \{\{\text{item C, item D}\}, \{\text{item D, item E}\}\}$ . Adapun rinciannya sebagai berikut:

1) Untuk {item C, item D}:

Jika (ss-s) = item C, Jika s = item D, Maka  $\rightarrow$  jika membeli item C maka membeli item D

Jika (ss-s) = item D, Jika s = item C, Maka  $\rightarrow$  jika membeli item D maka membeli item C

2) Untuk {item D, item E}:

Jika (ss-s) = item D, Jika s = item E, Maka  $\rightarrow$  jika membeli item D maka membeli item E

Jika (ss-s) = item E, Jika s = item D, Maka  $\rightarrow$  jika membeli item E maka membeli item D

Dari rincian proses diatas, didapatkan 4 pola atau aturan yang digunakan, yaitu:

- jika membeli item C maka membeli item D
- jika membeli item D maka membeli item C
- jika membeli item D maka membeli item E
- jika membeli item E maka membeli item D

Kemudian nilai *Support* dan *Confidence* dapat ditentukan berdasarkan rumus berikut ini.

$$Support = \frac{\text{Jumlah transaksi A dan B}}{\text{Jumlah transaksi}}$$

$$Confidence = \frac{\text{Jumlah transaksi A dan B}}{\text{Jumlah transaksi A}}$$

Sehingga didapat hasil seperti pada Tabel 15 sebagai berikut:

TABEL 15  
NILAI SUPPORT DAN CONFIDENCE

If antecedent, then Consequent	Nilai Support	Nilai Confidence
jika membeli item C maka membeli item D	$(4/5) \times 100\% = 80\%$	$(4/4) \times 100\% = 100\%$
jika membeli item D maka membeli item C	$(4/5) \times 100\% = 80\%$	$(3/5) \times 100\% = 60\%$
jika membeli item D maka membeli item E	$(4/5) \times 100\% = 80\%$	$(4/5) \times 100\% = 80\%$
jika membeli item E maka membeli item D	$(4/5) \times 100\% = 80\%$	$(4/4) \times 100\% = 100\%$

Setelah didapat nilai *support* dan nilai *confidence*, maka selanjutnya dilakukan perkalian antara nilai *support* dan nilai *confidence*, kemudian diambil  $\geq 70\%$  dari nilai *confidence* seperti yang diperlihatkan pada Tabel 16.

TABEL 16  
NILAI SUPPORT DAN CONFIDENCE

If Antecedent, then Consequent	Nilai Support	Nilai Confidence	Nilai Support x Nilai Confidence
Jika membeli item C maka membeli item D	80 %	100 %	0.8
Jika membeli item E maka membeli item D	80 %	100 %	0.8

Rule yang dipakai untuk menentukan proses persediaan barang ditentukan dengan melihat perkalian dari nilai *Support* dan nilai *Confidence* yang paling besar. Karena hasil perkalian dari ke-2 penjualan item di atas bernilai sama besar yaitu 0.8, maka semuanya dapat dijadikan rule dalam menentukan persediaan barang.

- Jika ada pembelian item C maka terjadi pembelian item D dengan nilai *Support* 80% dan nilai *Confidence* 100% dan perkalian nilai *Support* dan nilai *Confidence* sebesar 0.8.
- Jika ada pembelian item E maka terjadi pembelian item D dengan nilai *Support* 80% dan nilai *Confidence* 100% dan perkalian nilai *Support* dan nilai *Confidence* sebesar 0.8.

Tentunya hasil yang diperoleh pada perhitungan diatas berbeda dengan perhitungan yang sebenarnya hal ini dikarenakan perhitungan diatas hanya menggunakan 5 item *spare part* dan 5 *record* sedangkan pada proses yang sebenarnya menggunakan 338 data *spare part* dan jumlah *record* yang terjadi antara Januari 2017 dan Oktober 2017 pada Regional Depo Part Auto 2000 Palembang.

IV. KESIMPULAN

Adapun kesimpulan yang dapat diambil dari proses pengolahan Data Mining dengan menggunakan *Association Rule* dengan Algoritma Apriori pada Regional Part Depo Auto 2000 Palembang dalam proses Penjualan *Spare part* untuk Produk Mobil dengan Merk Toyota adalah sebagai berikut:

- 1) Dari hasil penjualan *spare part* dapat diketahui keterkaitan antar produk *spare part* yang dapat dilihat pada tabel 7. Hal ini dapat menjadi pertimbangan pihak Manajemen dari Regional Part Depo Auto 2000 Palembang untuk selalu siap dalam menyediakan kebutuhan *spare part* sehingga menghindari Proses Indent terhadap *spare part* yang di butuhkan konsumen.
- 2) Dengan menerapkan proses *association rule* menggunakan algoritma Apriori dapat membantu pihak manajemen untuk menganalisis proses penjualan dan pola keterhubungan antar *spare part* dan dapat diketahui produk yang paling banyak dibeli oleh konsumen. Kondisi tersebut dapat dilihat dari hasil pembuktian pada proses simulasi pemrosesan data dan uji coba data menggunakan *software Rapidminer 7.6*.
- 3) Dengan diketahuinya *spare part* yang paling banyak di beli oleh konsumen, bagian penjualan dapat sesegera mungkin membuat laporan penjualan khusus terhadap *spare part* yang bersangkutan, untuk membuat pengajuan *restock* persediaan *spare part* sehingga kebutuhan terhadap *spare part* dapat selalu tersedia.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih kami sampaikan kepada pihak Regional Depo Part Auto 2000 Palembang dan Universitas Bina Darma yang telah memberikan akses serta dukungan dalam pelaksanaan penelitian ini. Terima kasih juga kami sampaikan kepada pihak Jurnal JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika) yang telah meluangkan waktu untuk melakukan *review, editing* dan *publish* artikel ini.

REFERENSI

- [1] P. Mandrave, M. Mane, and S. Patil, "Data Mining Using Association Rule Based on Apriori Algorithm and Improved Approach with Illustration," *International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology (IJLTET)*, vol. 3, no. 2, pp. 107–113, Nov. 2013.
- [2] C. Christy, M. Maria Parimala, and M. Prema, "The Review on Data Mining Techniques and its Applications," *International Journal of Data Mining Techniques and Applications (IJDMTA)*, vol. 07, no. 01, pp. 50–54, Jun. 2018.
- [3] P. C and A. Selvados, Thanamani, "An Overview of Knowledge Discovery Database and Data Mining Techniques," *Proceedings of International Conference on Global Innovations In Computing Technology (ICGICT'14)*, vol. 2, no. Special Issue 1, pp. 1571–1578, Mar. 2014.
- [4] A. Kumar and I. Chatterjee, "Knowledge Discovery – Techniques and Application," (*IJCSIT*) *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, vol. 7, p. 2, 2016.
- [5] Y. Ramamohan, K. Vasantharao, C. Kalyana Chakravarti, and A. S. K. Ratnam, "A Study of Data Mining Tools in Knowledge Discovery Process," *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)*, vol. 2, no. 3, pp. 191–194, Jul. 2012.
- [6] A. Azevedo and M. Filipe Santos, "KDD, SEMMA AND CRISP-DM: A PARALLEL OVERVIEW," *IADIS European Conference Data Mining 2008*, vol. 8, pp. 182–185, Jul. 2008.
- [7] U. Shafique and H. Qaiser, "A Comparative Study of Data Mining Process Models (KDD, CRISP-DM and SEMMA),"

- International Journal of Innovation and Scientific Research (IJISR)*, vol. 12, no. 1, pp. 217–222, Nov. 2014.
- [8] H. J. G. Palacios, R. A. J. Toledo, G. A. H. Pantoja, and Á. A. M. Navarro, “A comparative between CRISP-DM and SEMMA through the construction of a MODIS repository for studies of land use and cover change,” *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*, vol. 2, no. 3, pp. 598–604, Jun. 2017.
- [9] K.-P. Mehdi D. B. A., *Encyclopedia of Information Science and Technology*, Fourth Edition. IGI Global, 2017.
- [10] “Data mining,” *Wikipedia*. 27-Jun-2019.
- [11] “SEMMA,” *Wikipedia*. 09-Feb-2019.
- [12] “Cross-industry standard process for data mining,” *Wikipedia*. 15-Apr-2019.
- [13] A. Sahu, M. Dhakar, and P. Rani, “Comparative Analysis of Apriori Algorithm based on Association Rule,” *International Journal of Computer Science & Communication (IJCSC)*, vol. 6, no. 2, p. PP. 18-21, Sep. 2015.
- [14] E. Srikanti, R. Fitri Yansi, Norhavina, I. Permana, and F. Nur Salisah, “PENERAPAN ALGORITMA APRIORI UNTUK MENCARI ATURAN ASOSIASI PADA DATA PEMINJAMAN BUKU DI PERPUSTAKAAN,” *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, vol. 4, p. pp 77-80, Feb. 2018.
- [15] Aris Wijayanti, “Analisis Hasil Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori pada Apotek,” *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, vol. 3, p. pp 60-64, 2017.
- [16] A. Fikri, “Implementasi Algoritma Apriori Dalam Menentukan Program Studi Yang Diambil Mahasiswa,” *Jurnal Ipteks Terapan*, vol. 10.i2, pp. 81–85.
- [17] H. Xiaoling, X. Yangbing, S. Zhang, and W. Zhang, “Association Rule Mining for Selecting Proper Students to Take Part in Proper Discipline Competition: A Case Study of Zhejiang University of Finance and Economics,” *International Journal of Emerging Technologies in Learning (IJET)*, Mar. 2018.
- [18] U. Brajawidagda, “Data Mining untuk Estimasi Biaya Produksi pada Industri Kecil dengan Sistem Produksi Job order,” p. 6.
- [19] Y. Gao Xin, “The research of improved Apriori mining algorithm in bank customer segmentation,” *Proceedings of the 2nd International Conference on Computer Science and Electronics Engineering (ICCSEE 2013)*, vol. 1 of 4, pp. pp3174-3177, Mar. 2013.
- [20] Ruswati, A. Irham Gufrom, and Rianto, “Associative Analysis Data Mining Pattern Against Traffic Accidents Using Apriori Algorithm,” *Scientific Journal of Informatics (SJI)*, vol. 5, pp. 91–104, Nov. 2018.
- [21] J. Xi, Z. Zhao, W. Li, and Q. Wang, “A Traffic Accident Causation Analysis Method Based on AHP- Apriori,” *Procedia Engineering*, p. pp 680 – 687, 2016.
- [22] B. M. Patil, R. C. Joshi, and D. Toshiniwal, “Association rule for classification of type -2 diabetic patients,” *2010 Second International Conference on Machine Learning and Computing*, p. pp 330-334, Feb. 2010.
- [23] L. Desafitri RB, “Pengaruh Service Failure Severity Terhadap Keuasan, Kepercayaan, Komitmen Dan Negatif Word Of Mouth,” *Jurnal Manajemen dan Pemasaran Jasa*, vol. 3, p. pp 53-76, 2010.
- [24] T. L. Seifert, “Understanding student motivation,” *Educational Research*, vol. 46, p. pp 137-149, 2004.
- [25] H. Jiawei, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining " Concepts and Technique*. Morgan KaufmannPublishers, 2012.
- [26] Mewar University and N. Rikhi, “Data Mining and Knowledge Discovery in Database,” *International Journal of Engineering Trends and Technology*, vol. 23, no. 2, pp. 64–70, May 2015.
- [27] K. Ahmed and T. Jesmin, “Comparative Analysis of Data Mining Classification Algorithms in Type-2 Diabetes Prediction Data Using WEKA Approach,” *International Journal of Science and Engineering*, vol. 7, no. 2, Oct. 2014.
- [28] P. Prithiviraj and R. Porkodi, “A Comparative Analysis of Association Rule Mining Algorithms in Data Mining: A Study,” p. 22.
- [29] L. Daniel T and L. Chantal D, *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*, 2nd Edition. John Willey & Sons.Inc, 2005.
- [30] A. J Doshi and B. Joshi, “Comparative analysis of Apriori and Apriori with hashing algorithm,” *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, vol. 5, no. 1, p. pp 976-979, Jan. 2010.
- [31] D. Sulistiyo Kusumo, Moch. Arief Bijaksana, and D. Dharmantoro, “Data Mining Dengan Algoritma Apriori Pada Rdbms Oracle,” *urnal Penelitian dan Pengembangan TELEKOMUNIKASI*, vol. 8, no. pp 1-5.