



Penerapan Data Mining Algoritma FP-Growth Untuk Persediaan *Sparepart* Pada Bengkel Motor (Study Kasus Bengkel Sinar Service)

Boby Septia Pranata¹, Dito Putro Utomo²

^{1,2} Program Studi Teknik Informatika, STMIK Budi Darma, Medan, Indonesia

Email: ¹septiapranata@gmail.com, ²ditoputro12@gmail.com

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima Redaksi : 13 Mei 2020

Revisi Akhir : 23 Mei 2020

Diterima : 30 Mei 2020

Diterbitkan Online : 08 Juli 2020

KATA KUNCI

Data Mining,
Persediaan,
Sparepart,
Motor,
Algoritma FP-Growth

KORESPONDENSI

E-mail: septiapranata@gmail.com

A B S T R A C T

Strategi yang digunakan oleh management bengkel motor adalah melalui aplikasi perangkat lunak dengan system informasi untuk mendapatkan suatu inovasi yang baru, Dalam proses penjualan barang diharapkan dapat memberikan manfaat bagi mereka yang menggunakan teknologi informasi karena dapat meningkatkan mutu penjualan dengan memberikan pelayanan maupun rekomendasi kepada penjual dan pembeli bahkan dapat memberikan promosi. Untuk itu dalam penulisan ini dikembangkan aplikasi analisis association rules dalam menemukan pola kombinasi hubungan antar item-sets dan untuk mengolah data penjualan alat bengkel yang menumpuk yang selama ini tidak diketahui kegunaannya sehingga data yang tertumpuk tersebut ditambang dan digali informasi-informasi yang menimbulkan suatu pengetahuan yang bermanfaat atau disebut dengan data mining kemudian diekstraksi dan diinterpretasi pola kecenderungan penjualan alat untuk meningkatkan pelayanan yang sering dijual dengan menggunakan algoritma FP-Growth. FP-Growth adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan menentukan himpunan data yang paling sering muncul (Frequent Item Set) dalam sekumpulan data dan menggunakan konsep pembangunan tree dalam pencarian Frequent Item Set. Penelitian ini dilakukan dengan mengamati variabel data penjualan alat-alat bengkel sehingga meningkatkan pelayanan.

1. PENDAHULUAN

Data mining adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk *mengekstraksi* dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan sebagai *ekstraksi* informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait berbagai basis data besar[2]. Ada beberapa macam pendekatan yang berbeda yang diklasifikasikan sebagai teknik pencarian informasi/pengetahuan dalam KDD. Ada pendekatan kuantitatif, seperti pendekatan probabilistik seperti logika induktif, pencarian pola, dan analisis pohon keputusan. Pendekatan yang lain meliputi deviasi, analisis kecenderungan, algoritma genetik, jaringan saraf tiruan, dan pendekatan campuran dua atau lebih dari beberapa pendekatan yang ada.

Bengkel motor merupakan salah satu faktor penjamin kenyamanan penggunaan sepeda motor. Tanpa adanya bengkel, pengendara akan mengalami kesulitan untuk memberikan perawatan rutin dan memperbaiki sepeda motornya yang bermasalah. Ketersediaan bengkel di setiap sudut kota juga belum tentu menjamin kenyamanan penggunaan sepeda motor, hal ini bisa disebabkan beberapa faktor yaitu tidak adanya informasi yang cepat dan akurat bagi konsumen mengenai stok atau persediaan suku cadang motor yang tersedia seperti oli, rantai, lahar, dan lain sebagainya. Sehingga konsumen yang datang ke bengkel sering kali merasa kecewa karena setelah menunggu lama ternyata suku cadang yang dicari tidak tersedia. Karyawan bengkel atau montir tidak mengetahui apakah stok suku cadang yang akan diganti untuk motor yang diservis masih ada atau tidak di gudang. Dikarenakan pencarian stok suku cadang masih menggunakan arsip atau buku besar stok barang sehingga proses transaksi menjadi lama. Oleh karena itu dibutuhkan teknologi sistem informasi untuk memberikan manfaat berupa kemudahan menyimpan, mengorganisasi dan melakukan pengambilan (retrival) terhadap berbagai data. Dengan dukungan perangkat lunak yang memadai dan konfigurasi perangkat keras yang tepat, bengkel tersebut dapat membangun sistem informasi manajemen yang handal dan berpengaruh secara signifikan terhadap kinerja bengkel secara keseluruhan. Dengan demikian pelanggan tidak perlu menunggu lama untuk mencari suku cadang motor yang diinginkannya.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Data Mining

Data mining adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk *mengekstraksi* dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan sebagai *ekstraksi* informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait berbagai basis data besar[2].

2.2 Association Rule

Aturan asosiasi (*association rule*) adalah metode atau teknik data *mining* untuk mencari suatu hubungan atau menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi item.

Salah satu tahap analisis asosiasi yang menarik perhatian banyak peneliti untuk menghasilkan algoritma yang efisien adalah dengan mengetahui variabel nilai *support* dan *confidence*[5]. Ukuran ini dapat diketahui dengan mengukur *interestingness measure* dengan variabel sebagai berikut:

1. Support

Suatu ukuran yang menunjukkan berapa besar tingkat dominasi suatu item atau itemset dari keseluruhan transaksi dan menentukan apakah suatu item atau itemset layak dicari *confidancenya* (misalnya dari keseluruhan transaksi yang ada, seberapa besar tingkat dominasi yang menunjukkan bahwa item AA dibeli bersamaan dengan item B):

$$Support(A) = \frac{JT(A)}{T} \dots\dots\dots (1)$$

Keterangan:

JT (A) = Jumlah Transaksi yang mengandung A

T = Total Transaksi

2. Pembentukan Aturan Asosiatif

Suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar dua item secara *conditional* (misalnya, seberapa sering item B dibeli jika pelanggan membeli item A).

$$Confidance(A \rightarrow B) = \frac{JT(A \rightarrow B)}{JT(A)} \dots\dots\dots (2)$$

JT (A→B) = Jumlah Transaksi yang Mengandung A dan B

JT (A) = Jumlah Transaksi yang mengandung A

2.3 Algoritma FP-Growth

Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma *Apriori*. Algoritma *Frequent Pattern Growth* adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data. Pada algoritma *FP-Growth* menggunakan konsep pembangunan *tree*, yang biasa disebut *FP-Tree*, dalam pencarian *frequent itemsets* bukan menggunakan *generate candidate* seperti yang dilakukan pada algoritma *Apriori*.

Dengan menggunakan konsep tersebut, algoritma *FP-Growth* menjadi lebih cepat daripada algoritma *Apriori*[6].

Metode *FP-Growth* dibagi menjadi tiga tahapan utama, yaitu:

1. Tahap pembangkitan *conditional pattern base*.
2. Tahap pembangkitan *conditional FP-Tree*, dan
3. Tahap pencarian *frequent itemset*.

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisa Masalah

Pada penelitian ini penulis menggunakan metode yang akan dijadikan dalam penyelesaian masalah analisis data mining dalam peningkatan pelayanan dengan penjualan yaitu kebutuhan masyarakat, yang nantinya digunakan untuk mengetahui suatu strategi dalam meningkatkan mutu penjualan, pada bab ini akan membahas analisa proses yang amat mempengaruhi dalam penjualan sparepart dengan menggunakan *Frequent pattern growth (Fp Growth)* yaitu penyelesaian berupa pencarian *association rule mining*.

Sebagai tahap awal maka yang dilakukan pada *Data mining* adalah dengan melakukan suatu pengumpulan data pada bengkel sinar service data tersebut akan digunakan sebagai sampel dan akan dianalisis dengan menggunakan metode *Frequent pattern growth (Fp Growth)*.

Data yang digunakan untuk menentukan item-item yang berfungsi dalam praproses penentuan dan perhitungan *FP Growth*. Yang dipilih sebagai itemnya adalah data penjualan dan bulan. Dari data yang ada Maka 10 data daftar yang akan dijadikan *sample* atau contoh dalam perhitungan manual yang dapat dilihat pada table 1. berikut ini:

Tabel 1. Data Daftar Penjualan

No	Daftar	Keterangan
1	Busi	RA
2	Kampas Rem	RB

3	Lahar	RC
4	Komstir	RD
5	Bohlam	RE
6	Oli	RF
7	Kabel Kopleng	RG
8	Gearset	RH
9	Ban	RI
10	Seal Karet	RJ

Sampel data tersebut diatas diambil berdasarkan data awal, sehingga table data transaksi sampel akan muncul dilihat berdasarkan bulan atau dari mulai bulan juni hingga hari desember hal ini dapat dilihat dari tabel 2.

Tabel 2. Data Transaksi Sampel

Bulan	Jumlah									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Juni	RA	RB					RG			
Juli	RA	RB	RC		RE		RG	RH	RI	RJ
Agustus	RA	RB	RC			RF	RG		RI	
September	RA	RB	RC	RD		RF		RH		RJ
Oktober	RA	RB	RC			RF	RG			
November	RA		RC					RH		RJ
Desember		RB	RC				RG			

Pada tabel 2. tersebut ada 10 data sampel yang akan diolah dengan menggunakan *frequent pattern growth (Fp Growth)*. Frekuensi kemunculan tiap item dari data transaksi dapat dilihat pada tabel 3.:

Tabel 3. Data Frekuensi Kemunculan Tiap Item Support

Daftar	Frekuensi	Support	Support %
RA	6	6/7 = 0,8	80%
RB	6	6/7 = 0,8	80%
RC	6	6/7 = 0,8	80%
RD	1	1/7 = 0,1	10%
RE	1	1/7 = 0,1	10%
RF	3	3/7 = 0,4	40%
RG	5	5/7 = 0,7	70%
RH	3	3/7 = 0,4	40%
RI	2	2/7 = 0,2	20%
RJ	4	4/7 = 0,5	50%

Pada tabel 3. dapat dilihat hasil frekuensi kemunculan item penjualan sparepart sepeda motor melalui transaksi setiap hari senin hingga hari minggu, lalu dilakukan penentuan *support*, pada penelitian ini diambil nilai *support count* $\xi = 60\%$, dan nilai *support count* tersebut merupakan nilai yang menjadi kebutuhan instansi perusahaan dalam melihat persentase rata-rata transaksi. Nilai *support count* akan mempengaruhi *item* yang akan di analisa ke tahap pembuatan *FP-Tree* dan dapat kita ketahui nilai *support* tertinggi serta dapat kita ketahui nilai *support* yang memenuhi *support account* 60 %, dan untuk menemukan nilai persentase *support* maka frekuensi transaksi dalam satu hari di bagi dengan jumlah *attribute* hari sehingga akan ditemukan item yang memenuhi frekuensi, maka item yang akan digunakan untuk selanjutnya adalah item yang memenuhi frekuensi $\geq 60\%$, yaitu pada tabel 4.6 sedangkan item yang dibawah *support account* yaitu pada item RD nilai *support* 10 %, RE nilai *support* 10 %, RF nilai *support* 40 %, dan RH nilai *support* 40 %, RI dengan *support* 20 % serta RJ dengan nilai *support* 50 % belum memenuhi nilai minum *support* yaitu nilai dibawah 60 %. Item yang memenuhi *support account* yang akan dilanjutkan untuk proses *FP Growth*.

Tabel 4. Frekuensi Kemunculan Ke 2

Daftar	Frekuensi	Support	Support %
RA	6	6/7 = 0,8	80%
RB	6	6/7 = 0,8	80%
RC	6	6/7 = 0,8	80%
RG	5	5/7 = 0,7	70%

Setelah dilakukan proses dalam pemindaian data maka pada kemunculan kedua data transaksi dalam proses Data Miningnya dapat dilihat pemindahan diurutkan berdasarkan frekuensi, berikut data transaksi tersebut dapat dilihat pada tabel 5.

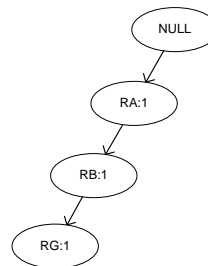
Tabel 5. Data Transaksi Setelah Pemindaian

TID	TRANSAKSI
1	RA, RB, RG
2	RA, RB, RC, RG
3	RA, RB, RC
4	RA, RB, RC
5	RA, RB, RC, RG
6	RA, RC
7	RB, RC, RG

3.2 Penerpan Algoritma FP Growth (Pembangkitan FP Tree)

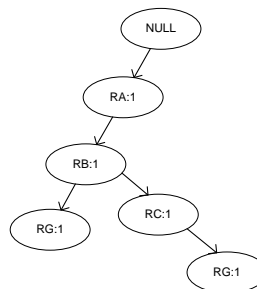
Setelah item-item *frequent* didapat yang memenuhi nilai *support count* maka pembangkitan *FP Tree* dapat dilakukan data akan diolah secara manual sesuai dengan konsep data mining dengan menggunakan algoritma *frequent pattern growth (FP Growth)*. Setelah data diurut dapat kita lanjut pada tahap pembangkitan *FP Tree*. Pembacaan TID 1 atau transaksi pertama, lalu dilanjutkan pembacaan TID 2 (transaksi kedua), dan dilanjutkan transaksi selanjutnya hingga transaksi terakhir.

Dengan menggunakan *frequent pattern growth* maka dapat dilanjutkan dengan proses pembangkit *FP Tree* dari data transaksi yang digunakan. Pada transaksi pertama atau Pembacaan TID 1 itemnya adalah {RA, RB, RG,} menghasilkan suatu simpul sehingga akan terbentuk suatu lintasan Root-RA-RB-RG dalam pembentukan *FP Tree* sehingga dapat dilihat dari gambar diawah ini:



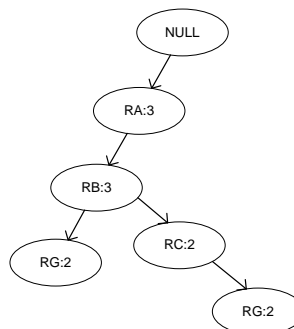
Gambar 1 Hasil Pembentukan *FP Tree* Pembacaan TID 1

Pada transaksi kedua atau TID 2 itemnya adalah (RA, RB, RC, RG), penambahan *support count* pada simpul yang ada. Pembacaan TID 2 dapat dilihat pada gambar 2., yang akan dilanjutkan pembacaan TID 3.



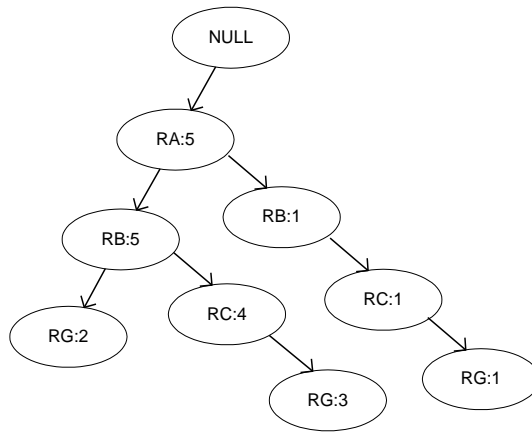
Gambar 2. Hasil Pembentukan *FP Tree* Pembacaan TID 2

Pada transaksi ketiga atau TID 3 itemnya adalah {RA, RB, RC, RG}, penambahan *support count* pada lintasan yang sudah ada, pembacaan TID 3 dapat dilihat pada gambar 3. yang akan dilanjutkan pembacaan TID 4.



Gambar 3. Hasil Pembentukan *FP Tree* Pembacaan TID 3

Proses dilakukan hingga sampai pembacaan dan pembentukan TID terakhir Pada transaksi keempat atau TID 6 itemnya adalah (RB, RC, RG). Pada TID ini menimplementasikan bahwa terjadi perulangan pembacaan TID sehingga menghasilkan pohon baru pada Root dan menghasilkan seperti gambar dibawah ini:



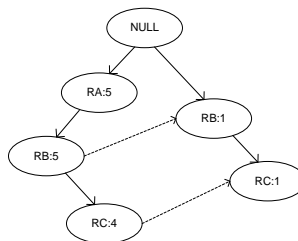
Gambar 4. Hasil Pembentukan *FP Tree* Pembacaan TID 7

Setelah dilakukan pembangunan *FP Tree* dari sekumpulan transaksi yang telah dilakukan, pada tahapan diatas maka dilanjutkan dengan tahap *FP Growth* untuk mencari *frequent itemset* yang memenuhi syarat. Langkah *FP Growth* ini sebanyak 3 langkah utama yaitu *Conditional Pattern Base*, pembangkitan *Conditional FP Tree*, dan pencarian *Frequent Itemset*.

Setelah mencari *frequent itemset* untuk beberapa akhiran (*suffix*). Pada tahap pembangkitan *conditional pattern base* dilakukan dengan cara *up-apohon* atau ditentukan dengan cabang pohon dengan *support count* terkecil, namun dalam *sample data* ini nilai *support* sama semua dan nilai *confidance* sama kecuali RG. Untuk membangkitkan *conditional pattern base*.

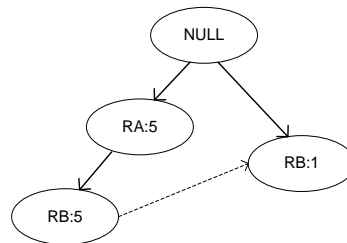
Setelah tahap pembangkitan *conditional pattern base* dilakukan maka langkah selanjutnya adalah tahap pembangkitan *conditional FP Tree*. Pada tahap ini juga dilakukan dengan melihat *FP Tree* yang sudah dibentuk sebelumnya. *Conditional FP Tree* dimaksudkan untuk mencari *frequent itemset* yang berakhiran *item* tertentu atau mengandung *suffix* yang sama.

Dari hasil pembentukan *FP Tree* sebelumnya maka langkah pertama yang dilakukan adalah membangkitkan *conditional FP Tree* untuk lintasan yang mengandung *suffix* RG. Tahap ini setiap lintasan yang memiliki simpul RG dibuang



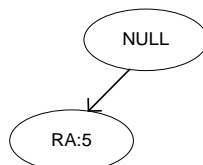
Gambar 5 Lintasan RG

Tahapan selanjutnya adalah membangun *conditional FP-Tree* setiap lintasan yang mengandung *suffix* RC, Tahap ini setiap lintasan yang memiliki simpul RC dibuang seperti pada gambar 6.



Gambar 6. Lintasan RC

Pada tahap ini merupakan tahap akhir membangun *conditional FP-Tree* sebab pada tahap ini dua lintasan antara RA dan RB memiliki nilai yang sama sehingga setiap lintasan yang mengandung *suffix* RB dibuang simpulnya seperti pada gambar 7.:



Gambar 7. Lintasan RC

Setelah memeriksa *frequent itemset* untuk akhiran (*suffix*), maka dapatlah hasil secara keseluruhan yang terlihat dalam tabel 6.

Tabel 6. Tabel Hasil *Frequent Itemset*

<i>Suffix</i>	<i>Frequent itemset</i>
RA	{RA}, {RA,RB}, {RA,RG}, {RA,RB,RG}
RB	{RB}, {RB, RC}, {RB, RG}, {RB, RA, RC,RG}
RC	{RC}, {RA, RC}; {RC, RG}
RG	{RG}

Pencarian *Association Rules* dilakukan melalui dua tahap yaitu pencarian *frequent itemset* dan penyusutan *rules*. Penting tidaknya suatu *Association Rules* dapat diketahui dengan dua parameter, yaitu *support* (nilai penunjang) dengan nilai min *support* 60 % dan *confidence* (nilai kepastian) dengan minimum *confidence* 50 %. *Support* adalah ukuran yang menunjukkan tingkat dominasi *itemset* dari keseluruhan transaksi.

Setelah didapat *frequent itemset*, selanjutnya membuat *rules* dengan cara menghitung *confidence* dari tiap kombinasi *rule*. Dari 10 *itemset* yang dihasilkan tidak semua dihitung karena *rule* yang dihasilkan adalah jika A maka B, sehingga *itemset* yang dihitung minimal berisi dua *item*. Maka yang dihitung *confidence*-nya adalah:

{RA,RB},{RA,RG},{RA,RB,RG},{RB,RC},{RB,RG},{RB,RA,RC,RG},{RA,RC};{RC,RG}.

Hanya kombinasi yang lebih besar atau sama dengan *minimum confidence* yang akan diambil atau *strong association rule* saja. Adapun perhitungan nilai *Support* setiap *association rule* yang dilalui, maka didapat hasil yang dapat dilihat pada tabel 7.

Tabel 7. Perhitungan Nilai *Support* Setiap *Association Rule*

No	Jika	Maka	<i>Support</i> %
1	RC	RB	$5/7 = 0,7$ (70 %)
2	RB	RC	$5/7 = 0,7$ (70 %)
3	RC	RA	$5/7 = 0,7$ (70 %)
4	RA	RC	$5/7 = 0,7$ (70 %)
5	RB	RA	$5/7 = 0,7$ (70 %)
6	RA	RB	$5/7 = 0,7$ (70 %)
7	RB	RG	$5/7 = 0,7$ (70 %)
8	RG	RA	$5/7 = 0,7$ (70 %)

Adapun perhitungan nilai *Confidence* setiap *association rule* yang dilalui maka diperolehlah hasil secara ke seluruhnya yang terlihat dalam tabel 8.

Tabel 8. Perhitungan *Confidence* Setiap *Assosiation Rule*

No	Jika	Maka	<i>Confidence</i> %
1	RC	RB	$7/8 = 0,8$ (80%)
2	RB	RC	$7/8 = 0,8$ (80%)
3	RC	RA	$7/8 = 0,8$ (80%)
4	RA	RC	$7/8 = 0,8$ (80%)
5	RB	RA	$7/8 = 0,8$ (80%)
6	RA	RB	$7/8 = 0,8$ (80%)
7	RB	RG	$7/8 = 0,8$ (80%)
8	RG	RA	$7/8 = 0,8$ (80%)
9	RC	RB	$8/8 = 1$ (100%)

Setelah diketahui hasil *support* dan *confidence*, maka kita akan menggabungkan hasilnya seperti dapat kita lihat pada tabel 9. hasil dari evaluasi kelsuluruhan *association rule* yang didapat.

Tabel 9. Hasil Evaluasi Rules

No	Jika	Maka	<i>Confidence</i> %	<i>Support</i> %
1	RC	RB	$7/8 = 0,8$ (80%)	$5/7 = 0,7$ (70 %)
2	RB	RC	$7/8 = 0,8$ (80%)	$5/7 = 0,7$ (70 %)
3	RC	RA	$7/8 = 0,8$ (80%)	$5/7 = 0,7$ (70 %)
4	RA	RC	$7/8 = 0,8$ (80%)	$5/7 = 0,7$ (70 %)
5	RB	RA	$7/8 = 0,8$ (80%)	$5/7 = 0,7$ (70 %)
6	RA	RB	$7/8 = 0,8$ (80%)	$5/7 = 0,7$ (70 %)
7	RB	RG	$7/8 = 0,8$ (80%)	$5/7 = 0,7$ (70 %)
8	RG	RA	$7/8 = 0,8$ (80%)	$5/7 = 0,7$ (70 %)

Dari tahap-tahap yang telah dilakukan di atas, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

- Rule 1 :* Jika dilakukan penjualan sparepart dari Lahar maka dilakukan transaksi penjualan sparepart dari Kampas Rem dengan tingkat kepercayaan penjualan 70 % dan didukung oleh pembelian 80% dari data keseluruhan.
- Rule 2 :* Jika dilakukan penjualan sparepart dari Kampas Rem maka dilakukan transaksi penjualan sparepart dari Lahar dengan tingkat kepercayaan penjualan 70 % dan didukung oleh pembelian 80% dari data keseluruhan.
- Rule 3 :* Jika dilakukan penjualan sparepart dari Lahar maka dilakukan transaksi penjualan sparepart dari Busi dengan tingkat kepercayaan penjualan 70 % dan didukung oleh pembelian 80% dari data keseluruhan.
- Rule 4 :* Jika dilakukan penjualan sparepart dari Busi maka dilakukan transaksi penjualan sparepart dari Kabel-kopling dengan tingkat kepercayaan penjualan 70 % dan didukung oleh pembelian 80% dari data keseluruhan.
- Rule 5 :* Jika dilakukan penjualan sparepart dari Kampas Rem maka dilakukan transaksi penjualan sparepart dari Busi dengan tingkat kepercayaan penjualan 70 % dan didukung oleh pembelian 80% dari data keseluruhan.
- Rule 6 :* Jika dilakukan penjualan sparepart dari Busi maka dilakukan transaksi penjualan sparepart dari Kampas Rem dengan tingkat kepercayaan penjualan 70 % dan didukung oleh pembelian 80% dari data keseluruhan.
- Rule 7 :* Jika dilakukan penjualan sparepart dari Kampas Rem maka dilakukan transaksi penjualan sparepart dari Kabel-kopling dengan tingkat kepercayaan penjualan 70 % dan didukung oleh pembelian 80% dari data keseluruhan.
- Rule 8 :* Jika dilakukan penjualan sparepart dari Busi maka dilakukan transaksi penjualan sparepart dari Kabel-kopling dengan tingkat kepercayaan penjualan 70 % dan didukung oleh pembelian 100% dari data keseluruhan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan uraian pada bab-bab sebelumnya, Sehingga dapat ditarik beberapa kesimpulan, yaitu:

1. Meningkatkan persediaan *sparepart* pada bengkel motor berdasarkan data dari bengkel sinar service.
2. Pengujian peningkatan persediaan *sparepart* dengan *fp-growth* menggunakan aplikasi Rapidminer 7.3.
3. Hasil pengujian menghasilkan bahwa *sparepart* x.y dengan nilai 8.9 tertinggi dan terendah s.t berdasarkan proses *fp-growth* an data bengkel sinar service.

REFERENCES

- [1] Sri Rahayu Siregar. (2014). IMPLEMENTASI DATA MINING PADA PENJUALAN TIKET PESAWAT MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI(Studi Kasus:Jumbo Travel Medan). ISSN: 2301-9425 Vol VII No 1, Juli , 2014.
- [2] Kezia Sumangkut, Arie Lumenta, Virginia Tulenan (2016). Analisa Pola Belanja Swalayan Daily Mart Untuk Menentukan Tata Letak Barang Menggunakan Algoritma FP-Growth,E-Journal Teknik Informatika ISSN Print: 2085-1588. ISSN Online: 2355-4614 Vol. 8, No. 1, April 2016.
- [3] Ryan Yunus A11.2011.06161, Suprayogi, M.Kom. (2011). PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK PENYUSUNAN TATA LETAK OBAT BERWASPADA POLIKLINIK UNIVERSITAS DIAN NUSWANTORO.
- [4] Ririanti. (2014). IMPLEMENTASI ALGORITMA FP-GROWTH PADA APLIKASI PREDIKSI PERSEDIAAN SEPEDA MOTOR (STUDI KASUS PT.PILAR DELI LABUMAS) ISSN :2301-9425 Vol.VI : No. 1, Maret 2014.
- [5] Ali Ikhwan, Dicky Nofriansyah, Sriani. (2015). Penerapan Data Mining dengan Algoritma FP-Growth untuk Mendukung Strategi Promosi Pendidikan (Studi Kasus Kampus STMIK Triguna Dharma). ISSN : 1978-6603 Jurnal SAINTIKOM Vol.14 No 3,September 2015.
- [6] Goldie Gunadi, Dana Indra Sensuse. (2012). 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, Jurnal Telematika MKom ISSN :2085-7251 VOL.4 No.1, Maret 2012.
- [7] Fitriyani. (2015). IMPLEMENTASI ALGORITMA FP-GROWTH MENGGUNAKAN ASSOCIATION RULE PADA MARKET BASKET ANALYSIS. ISSN : 2355-6579 Informatika. Vol II No : 1, April 2015 .
- [8] Heroe Santoso, I Putu Hariyadi, Prayitno. (2016). DATA MINING ANALISA POLA PEMBELIAN PRODUK DENGAN MENGGUNAKAN METODE ALGORITMA APRIORI. ISSN : 2302-3805 NO : 6-7, Februari 2016.
- [9] Budanis Dwi Meilani dan Azmuri Wahyu Azinar. (2015). PENENTUAN POLA YANG SERING MUNCUL UNTUK PENERIMA KARTU JAMINAN KESEHATAN MASYARAKAT (JAMKESMAS) MENGGUNAKAN METODE FP-GROWTH. ISSN : 2089-1121.
- [10] Aprisal Budiana. (2016). IMPLEMENTASI DATA MINING PADA PENJUALAN PRODUK DI PT. FOCUS GAYA GRAHA MENGGUNAKAN METODE ASSOCIATION RULE. ISSN :2089-9033.
- [11] Kennedi Tampubolon., Hoga Saragih., Bobby Reza. (2013). IMPLEMENTASI DATA MINING ALGORITMA APRIORI PADA SISTEM PERSEDIAAN ALAT-ALAT KESEHATAN. ISSN :2339-2101 Vol 1, No : 1, Oktober 2013
- [12] D. P. Utomo and B. Purba, "Penerapan Datamining pada Data Gempa Bumi Terhadap Potensi Tsunami di Indonesia," Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS), vol. 1, pp. 846-853, 2019.

- [13] R. Amelia and D. P. Utomo, "ANALISA POLA PEMESANAN PRODUK MODERN TRADE INDEPENDENT DENGAN MENEREPAKAN ALGORITMA FP. GROWTH (STUDI KASUS: PT. ADAM DANILESTARI)," KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer), vol. 3, no. 1, pp. 416-423, 2019.
- [14] D. P. Utomo and M. Mesran, "Analisis Komparasi Metode Klasifikasi Data Mining dan Reduksi Atribut Pada Data Set Penyakit Jantung," JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA, vol. 4, no. 2, pp. 437-444, 2020.
- [15] B. J. Hutapea, M. A. Hasmi, and A. Karim, "Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Jenis Kulit Terbaik Untuk Pembuatan Sepatu Dengan Menggunakan Metode Vikor," *JURIKOM(Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 5, no. 1, pp. 6–12, 2018.