



Implementasi Algoritma Apriori Dalam Menemukan Association Rules Pada Persediaan Sparepart Motor

Dina Nurhidayanti¹, Ika Kurniawati²

^{1,2}Universitas Nusa Mandiri, Kramat Raya, Jakarta Pusat 10450, Indonesia

¹dinanurhidayanti3@gmail.com, ²ika.iki@nusamandiri.ac.id

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima Redaksi: 07 Juli 2022

Revisi Akhir: 17 September 2022

Diterbitkan Online: 30 September 2022

KATA KUNCI

Apriori,
Association Rules,
Data Mining,
Inventory

KORESPONDENSI

Telepon: 083806555287

E-mail: dinanurhidayanti3@gmail.com

ABSTRACT

Saat ini kompetisi bisnis dalam beragam bidang menjadi sangat erat. Selain pada bidang *fashion*, hidangan, dan elektronik, bidang pelayanan jasa dan perdagangan pun semakin melambung tinggi, seperti halnya bidang otomotif. Honda Tanabang Motor memiliki banyak data transaksi yang tidak dimanfaatkan untuk menganalisa persediaan barang yang laku atau banyak diminati pelanggan, serta tidak dimanfaatkan menjadi informasi yang berguna untuk strategi marketing. Penulis mencoba mengimplementasi algoritma apriori pada persediaan *sparepart*, karena algoritma apriori adalah metode yang paling tepat dalam mencari aturan asosiasi barang dan *frequent-itemset*. Hasil dari pengujian algoritma apriori telah ditemukan 3 (tiga) *association rules* yakni jika membeli Piece Set Slide maka membeli Busi, jika membeli Lampu Belakang maka membeli Kampas Rem Depan, dan jika membeli Lampu Depan maka membeli Kampas Rem Depan, dengan Nilai *Confidence* 75% dan Nilai *Support* 25%. Dengan hadirnya Implementasi Algoritma Apriori, diharapkan menjadi salah satu solusi untuk mempermudah perusahaan agar melakukan pengaturan ulang tata letak *sparepart* secara berdekatan untuk memudahkan dalam mengambil barang yang akan dikeluarkan, melakukan monitoring terhadap persediaan barang, hubungan antar tiap produk yang dibeli secara bersamaan dan penunjang informasi dalam pemesanan stok barang serta dapat membantu merumuskan strategi pemasaran untuk meningkatkan penjualan.

1. PENDAHULUAN

Persediaan termasuk ke dalam aktiva penting yang dimiliki oleh perusahaan. Karena persediaan merupakan suatu aktiva, maka harus dilakukan pengendalian intern yang baik untuk menjaga persediaan tersebut dari hal-hal buruk yang mungkin terjadi [1] *Showroom* dan bengkel merupakan suatu kesatuan yang tidak dapat di pisahkan, dimana pengertian *showroom* yaitu ruang pameran dan bengkel adalah sebuah ruang yang terdiri dari kegiatan perbaikan dan perawatan [2] Honda Tanabang Motor merupakan *showroom* sekaligus bengkel yang masih melakukan pencatatan barang keluar-masuk dan pengecekan stok secara manual sehingga data yang tersaji menjadi kurang validitas, sehingga kurang efektif dalam

melakukan pemesanan stok barang, yang mengakibatkan banyak barang yang sudah kosong namun tidak dipesankan. Tujuan dari mengimplementasi algoritma apriori dalam menganalisa data adalah untuk mempermudah perusahaan dalam memesan barang yang sudah atau hampir habis, serta mempermudah perusahaan untuk memonitoring barang apa saja yang laris terjual hingga yang kurang laku. Dengan begitu perusahaan dapat memesan barang sesuai kebutuhan, karena jika persediaan produk kurang, pelanggan akan kecewa dan jika persediaan berlebih akan menimbulkan penumpukan barang dan terjadi kerugian [3]. Tentu saja hal tersebut membutuhkan suatu system berbasis teknologi agar

mendapatkan hasil implementasi secara tepat dan akurat, yang akan mempermudah perusahaan.

Beberapa penelitian terdahulu yang telah dilakukan seperti Implementasi Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Barang yang disetujui pada Desember 2020 [3]. Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan yang disetujui pada Juni 2020 [4]. Berdasarkan latar belakang dan beberapa penelitian sebelumnya yang telah menerapkan algoritma apriori pada analisa data persediaan barang. Penulis mencoba mengimplementasi algoritma apriori pada persediaan *sparepart* di Honda Tanabang Motor, karena algoritma apriori adalah metode yang paling tepat dalam mencari aturan asosiasi barang atau *frequent-itemset*. Algoritma Apriori yaitu langkah-langkah dalam menemukan *frequent-itemset* dari kandidat-kandidat *itemset* yang memenuhi nilai minimum yang telah ditentukan[5]. Prinsip dari Algoritma Apriori apabila *itemset* dihimpun sebagai *frequent-itemset* yang memiliki *support* lebih dari yang ditetapkan, maka semua subsetnya tergolong *frequent-itemset*, dan juga sebaliknya[6]. Hasil penelitian diharapkan dapat mempermudah perusahaan dalam melakukan pencatatan, pengecekan stok, serta mempermudah perusahaan untuk memonitoring barang apa saja yang laris terjual hingga yang kurang laku sehingga meminimalisir penumpukan barang yang kurang laku.

2. ULASAN PENELITIAN TERKAIT

Beberapa penelitian terdahulu yang telah dilakukan seperti Implementasi Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Barang yang diterbitkan pada Desember 2020[3]. Hasil dari penelitian tersebut yaitu aturan asosiasi dapat dijadikan informasi dalam persediaan ulang barang pada bulan berikutnya untuk menyelesaikan masalah kerugian penumpukan barang yang tidak laku dan pelayanan pelanggan menjadi lebih efektif.

Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan yang diterbitkan pada Juni 2020 [4]. Hasil dari penelitian tersebut yakni pengolahan data mining menggunakan algoritma apriori dapat digunakan untuk mencari aturan asosiasi data transaksi penjualan yang ada, sehingga dapat dijadikan sebagai penunjang informasi dalam pengambilan keputusan strategi penjualan baik untuk tujuan meningkatkan intensitas penjualan ataupun mempersiapkan stok barang yang menumpuk di gudang agar berkurang.

Metode Data Mining Terhadap Data Penjualan *Sparepart* Mesin *Fotocopy* Menggunakan Algoritma Apriori yang disetujui pada Maret 2018[7]. Hasil dari penelitian tersebut adalah dengan perhitungan algoritma apriori dapat ditemukan hubungan antar tiap produk yang dibeli secara bersamaan dan ditemukan produk yang paling banyak terjual.

Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Pertimbangan Produk Bagi Pelanggan yang diterbitkan pada Juli 2019[8]. Hasil penelitian tersebut yakni algoritma apriori yang diujicoba pada dataset transaksi penjualan fleksibel untuk digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan perusahaan pada area pemasaran dan dapat

dimanfaatkan sebagai acuan untuk pertimbangan produk yang mencakup nilai *confidence* dan *support* minimum.

Implementasi Data Mining Pada Sistem Persediaan Barang Menggunakan Algoritma Apriori yang diterbitkan pada Agustus 2019[9]. Hasil penelitian tersebut yakni penerapan algoritma apriori dapat membantu dalam membentuk kandidat kombinasi *item*, sehingga terdapat tiga jenis nama barang yang sering terjual.

Penerapan Data Mining Penjualan Sepatu Menggunakan Metode Algoritma Apriori yang diterbitkan pada Februari 2018[10]. Hasil penelitian tersebut yaitu algoritma apriori sangat berguna untuk mengetahui hubungan frekuensi penjualan sepatu yang paling diminati oleh konsumen, sehingga dapat dijadikan sebagai informasi yang sangat berharga dalam pengambilan keputusan untuk mempersiapkan stok jenis sepatu apa saja yang diperlukan kemudian hari.

Implementasi Data Mining Pada Penjualan Kacamata Menggunakan Algoritma Apriori yang diterbitkan pada November 2017[11]. Hasil penelitian tersebut ialah dengan menggunakan algoritma apriori memiliki 2 *itemset* yang paling banyak terjual sehingga dapat dijadikan strategi pemasaran untuk memasarkan produk dengan merek lain dengan meneliti apa kelebihan produk yang paling banyak dijual. Penerapan Algoritma Apriori Untuk Penentuan Tingkat Pesanan yang diterbitkan pada Juni 2018[12]. Hasil penelitian tersebut yakni algoritma apriori dapat membantu mengembangkan strategi pemasaran dengan memberikan saran kepada konsumen.

3. METODOLOGI

Discovery in Database (KDD) merupakan aktivitas yang berkaitan dengan pengumpulan data, pemakaian data historis untuk menemukan pengetahuan, informasi, kesesuaian, pola atau hubungan dalam data yang berukuran besar. *Output* dalam *data mining* dapat dipergunakan sebagai substitusi dalam memutuskan atau memperbaiki pengambilan keputusan di periode yang akan datang [13].

Algoritma Apriori adalah salah satu algoritma dalam *data mining* yang paling terkenal dalam menemukan pola data atau pola kemunculan/frekuensi data. Algoritma Apriori diaplikasikan untuk menemukan pola pembelian konsumen pada suatu minimarket berdasarkan transaksi pembelian. Dalam algoritma apriori ada istilah nilai *support* yaitu taksiran yang digunakan untuk mengukur kemunculan data tertentu dianalogikan dengan total data. Rumus untuk mencari nilai *support* adalah sebagai berikut [13] :

Nilai *support* untuk sebuah *itemset* :

$$\text{Support (A)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\%$$

Nilai *support* untuk 2 (dua) *itemset* :

$$\text{Support (A,B)} = P(A \cap B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\%$$

Pembentukan Aturan Asosiasi :

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, lalu dicari aturan asosiasi yang mencakup syarat minimum untuk

confidence dengan menghitung *confidence* aturan asosiasi $A \leftrightarrow B$. Nilai *confidence* dari aturan $A \leftrightarrow B$ diperoleh rumus berikut [14]:

$$\text{Confidence} = P(B|A) = \frac{\text{?Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{?Transaksi Mengandung A}} \times 100\%$$

Langkah-langkah dalam menjalankan Algoritma Apriori adalah sebagai berikut [13]:

1. Siapkan data bentuk format transaksi.
2. Bentuk kombinasi 1 *itemset*.
3. Tetapkan nilai *support* minimum. Dalam hal ini tidak ada rumus atau perintah utama.
4. Setelah ditetapkan nilai *support* minimum, maka tetapkan kombinasi 1 *itemset* yang mencakup *support* minimum.
5. Bentuk kombinasi 2 *itemset*, sistematis dalam pembentukan kombinasi dimulai dari kombinasi 2 berlaku rumus kombinasi ($AB=BA$) dan tidak berlaku rumus permutasi ($AB \neq BA$).
6. Tentukan kombinasi 2 *itemset* yang mencakup *support* minimum.
7. Bentuk 3 kombinasi *itemset*.
8. Tentukan kombinasi 3 *itemset* yang mencakup *support* minimum.
9. Dan begitu seterusnya, pembentukan kombinasi *itemset* dapat berhenti di kombinasi 1 atau 2. Aturan berakhirnya pembentukan kombinasi adalah jika tidak ada nilai kombinasi *itemset* yang memenuhi *support* minimum atau ada kombinasi yang memenuhi *support* minimum tetapi kombinasi *itemset* tersebut hanya 1 sehingga tidak dapat diintegrasikan dengan kombinasi *itemset* yang lain.

RapidMiner adalah alokasi perangkat lunak yang mengizinkan mengeksplorasi data, mengeksplorasi teks, dan analitik prediktif (data mining). Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk memasukkan data mentah, termasuk *database* dan teks, yang kemudian dianalisis secara otomatis dan cerdas dalam skala besar [15]. Metode analisis data yang penulis gunakan pada penelitian ini yakni *Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)* yang terdiri dari 6 fase yaitu [16]:

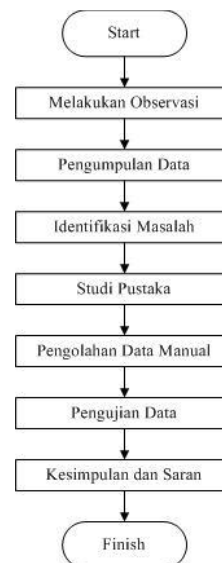
1. Pemahaman Bisnis (*Business Understanding*)
2. Pemahaman Data (*Data Understanding*)
3. Persiapan Data (*Data Preparation*)
4. Pemodelan (*Modeling*)
5. Evaluasi (*Evaluation*)
6. Penyebaran (*Deployment*)

Ada beberapa metode pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu:

1. Observasi
Menjumpai langsung Honda Tanabang Motor.
2. Filtering Data
Mengumpulkan *dataset* yang akan digunakan.
3. Studi Pustaka

Sumber acuan penelitian penulis melalui jurnal ilmiah, buku maupun *internet*.

Tahapan-tahapan penelitian yang sudah penulis lakukan yakni:



GAMBAR 1. FLOWCHART TAHAPAN PENELITIAN

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang akan penulis olah yaitu data penjualan 2021 dengan periode 12 bulan atau 1 tahun, data laporan penjualan tersebut merupakan *dataset* yang didapat dari Honda Tanabang Motor bagian administrasi gudang.

TABEL 1. DAFTAR PRODUK SPAREPART

No	Daftar Produk Sparepart
1	Kampas Rem Depan
2	Cairan Pendingin Radiator
3	Piece Set Slide
4	Busi
5	Lampu Depan
6	Lampu Belakang
7	Ahm Cvt Grease

Berdasarkan data transaksi penjualan *sparepart* Honda Tanabang Motor selama 1 tahun, didapatkan pola transaksi 3 jenis *sparepart* yang paling banyak terjual setiap bulannya.

TABEL 2. POLA TRANSAKSI PENJUALAN SPAREPART

Bulan	Itemset
1	Kampas rem depan, cairan pendingin radiator, lampu depan
2	Kampas rem depan, piece set slide, busi
3	Kampas rem depan, lampu depan, lampu belakang
4	Kampas rem depan, lampu depan, busi
5	Piece set slide, cairan pendingin radiator, ahm cvt grease
6	Busi, ahm cvt grease, kampas rem depan
7	Busi, lampu depan, lampu belakang
8	Cairan pendingin radiator, kampas rem depan, busi
9	Cairan pendingin radiator, kampas rem depan, lampu belakang
10	Busi, ahm cvt grease, piece set slide
11	Busi, kampas rem depan, lampu belakang
12	Busi, piece set slide, cairan pendingin radiator

Setelah terbentuk pola transaksi penjualan, penulis melakukan proses pembentukan 1 *itemset* dengan nilai minimum *Support* 20%.

TABEL 3. PEMBENTUKAN DARI 1 ITEMSET

Itemset	Jumlah	Support
Kampas rem depan	8	67%
Cairan pendingin radiator	5	42%
Piece set slide	4	33%
Busi	8	67%
Lampu depan	4	33%
Lampu belakang	4	33%
Ahm cvt grease	3	25%

Pada pembentukan 1 *itemset* semua data memiliki hasil diatas nilai minimum *Support*, selanjutnya dilakukan pembentukan kombinasi dari 2 *itemset*.

TABEL 4. KOMBINASI DARI 2 ITEMSET

Itemset	Jumlah	Support
Kampas rem depan, cairan pendingin radiator	3	25%
Kampas rem depan, piece set slide	1	8%
Kampas rem depan, lampu depan	3	25%
Kampas rem depan, lampu belakang	3	25%
Kampas rem depan, ahm cvt grease	1	8%
Cairan pendingin radiator, piece set slide	2	17%
Cairan pendingin radiator, lampu depan	1	8%
Cairan pendingin radiator, lampu belakang	1	8%
Cairan pendingin radiator, ahm cvt grease	1	8%
Lampu belakang, lampu depan	2	17%
Piece set slide, ahm cvt grease	2	17%
Busi, kampas rem depan	5	42%
Busi, cairan pendingin radiator	2	17%
Busi, lampu depan	2	17%
Busi, lampu belakang	2	17%
Busi, ahm cvt grease	2	17%
Busi, piece set slide	3	25%

Hasil dari kombinasi 2 *itemset* terdapat 5 aturan yang memenuhi nilai minimum *support*, selanjutnya dilakukan pembentukan kombinasi 3 *itemset*.

TABEL 5. KOMBINASI DARI 3 ITEMSET

Itemset	Jumlah	Support
Kampas rem depan, cairan pendingin radiator, lampu depan	1	8%
Kampas rem depan, cairan pendingin radiator, lampu belakang	1	8%
Kampas rem depan, lampu belakang, lampu depan	1	8%
Cairan pendingin radiator, piece set slide, ahm cvt grease	1	8%
Busi, kampas rem depan, cairan pendingin radiator	1	8%
Busi, kampas rem depan, lampu belakang	1	8%
Busi, kampas rem depan, lampu depan	1	8%
Busi, kampas rem depan, piece set slide	1	8%
Busi, kampas rem depan, ahm cvt grease	1	8%
Busi, cairan pendingin radiator, piece set slide	1	8%
Busi, lampu belakang, lampu depan	1	8%
Busi, piece set slide, ahm cvt grease	1	8%

Pada pembentukan kombinasi 3 *itemset* tidak ada hasil yang sesuai dengan nilai minimum *support*, maka perhitungan sudah dapat dihentikan. Sesudah pola frekuensi tinggi diketahui, kemudian dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum *Confidence* dengan menghitung nilai *Confidence* melalui aturan asosiasi $A \leftrightarrow B$. Dengan nilai minimal *Confidence* 70%.

TABEL 6. PEMBENTUKAN ATURAN ASOSIASI

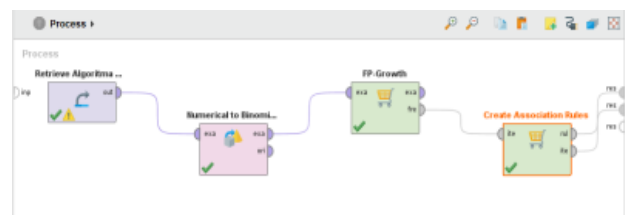
Aturan	Support	Confidence
Jika membeli lampu belakang, maka membeli busi	17%	50%
Jika membeli lampu depan, maka membeli busi	17%	50%
Jika membeli piece set slide, maka membeli cairan pendingin radiator	17%	50%
Jika membeli lampu belakang, maka membeli lampu depan	17%	50%
Jika membeli lampu depan, maka membeli lampu belakang	17%	50%
Jika membeli piece set slide, maka membeli ahm cvt grease	17%	50%
Jika membeli cairan pendingin radiator, maka membeli kampas rem depan	25%	60%
Jika membeli busi, maka membeli kampas rem depan	42%	63%
Jika membeli kampas rem depan, maka membeli busi	42%	63%
Jika membeli ahm cvt grease, maka membeli busi	17%	67%
Jika membeli ahm cvt grease, maka membeli piece set slide	17%	67%
Jika membeli piece set slide, maka membeli busi	25%	75%
Jika membeli lampu belakang, maka membeli kampas rem depan	25%	75%
Jika membeli lampu depan, maka membeli kampas rem depan	25%	75%

Berdasarkan Tabel 6 penulis mengambil 3 aturan asosiasi teratas yang terdapat pada Tabel 7 berikut.

TABEL 7. ATURAN ASOSIASI FINAL

Aturan	Support	Confidence
Jika membeli piece set slide, maka membeli busi	25%	75%
Jika membeli lampu belakang, maka membeli kampas rem depan	25%	75%
Jika membeli lampu depan, maka membeli kampas rem depan	25%	75%

Selanjutnya penulis melakukan implementasi *dataset* menggunakan aplikasi *RapidMiner* guna memvalidasi keakuratan perhitungan manual algoritma apriori.



GAMBAR 2. IMPLEMENTASI RAPIDMINER

Selanjutnya tampilan hasil yang diperoleh setelah melakukan Implementasi *RapidMiner*.

Size	Support	Item 1	Item 2	Item 3
1	0.667	Busi		
1	0.667	Kampas Rem Depan		
1	0.417	Cairan Pendingin Radat.		
1	0.333	Lampu Belakang		
1	0.333	Lampu Depan		
1	0.333	Piece Set Slide		
1	0.250	AHM CVT Grease		
2	0.417	Busi	Kampas Rem Depan	
2	0.167	Busi	Cairan Pendingin Radat.	
2	0.167	Busi	Lampu Belakang	
2	0.167	Busi	Lampu Depan	
2	0.250	Busi	Piece Set Slide	
2	0.167	Busi	AHM CVT Grease	
2	0.250	Kampas Rem Depan	Cairan Pendingin Radat.	
2	0.250	Kampas Rem Depan	Lampu Belakang	
2	0.250	Kampas Rem Depan	Lampu Depan	
2	0.083	Kampas Rem Depan	Piece Set Slide	
2	0.083	Kampas Rem Depan	AHM CVT Grease	
2	0.083	Cairan Pendingin Radat.	Lampu Belakang	
2	0.083	Cairan Pendingin Radat.	Lampu Depan	
2	0.167	Cairan Pendingin Radat.	Piece Set Slide	
2	0.083	Cairan Pendingin Radat.	AHM CVT Grease	
2	0.167	Lampu Belakang	Lampu Depan	
2	0.167	Piece Set Slide	AHM CVT Grease	
3	0.083	Kampas Rem Depan	Lampu Belakang	Cairan Pendingin Radat.
3	0.083	Busi	Kampas Rem Depan	Lampu Belakang
3	0.083	Busi	Kampas Rem Depan	Lampu Depan
3	0.083	Busi	Kampas Rem Depan	Piece Set Slide
3	0.083	Busi	Kampas Rem Depan	AHM CVT Grease
3	0.083	Busi	Cairan Pendingin Radat.	Piece Set Slide
3	0.083	Busi	Lampu Belakang	Lampu Depan
3	0.083	Busi	Piece Set Slide	AHM CVT Grease
3	0.083	Kampas Rem Depan	Cairan Pendingin Radat.	Lampu Belakang
3	0.083	Kampas Rem Depan	Cairan Pendingin Radat.	Lampu Depan
3	0.083	Kampas Rem Depan	Lampu Belakang	Lampu Depan
3	0.083	Cairan Pendingin Radat.	Piece Set Slide	AHM CVT Grease

GAMBAR 3. FREKUENSI ITEMSET

Setelah dilakukan proses *running*, terbentuklah 3 *frequent-itemset*. Pada pembentukan *itemset* pertama, semua produk memenuhi nilai minimal *support*. Pada pembentukan *itemset* kedua sudah mulai terbentuk pola *frequent-itemset*, terdapat 5 aturan yang telah memenuhi nilai minimal *support*. Sedangkan pada pembentukan *itemset* ketiga tidak ada yang memenuhi nilai minimal *support*.

Tampilan hasil implementasi *rapidminer* selanjutnya yakni *Graphic Association Rules* yang tampak pada Gambar 4.



GAMBAR 4. GRAPHIC ASSOCIATION RULES

Tampilan terakhir dari implementasi *rapidminer* yakni *Description Association Rules* yang tampak pada Gambar 5 berikut.

AssociationRules

```

Association Rules
[Cairan Pendingin Radiator] --> [Busi] (confidence: 0.400)
[Cairan Pendingin Radiator] --> [Piece Set Slide] (confidence: 0.400)
[Lampu Belakang] --> [Busi] (confidence: 0.500)
[Lampu Depan] --> [Busi] (confidence: 0.500)
[Piece Set Slide] --> [Cairan Pendingin Radiator] (confidence: 0.500)
[Lampu Belakang] --> [Lampu Depan] (confidence: 0.500)
[Lampu Depan] --> [Lampu Belakang] (confidence: 0.500)
[Piece Set Slide] --> [AHM CVT Grease] (confidence: 0.500)
[Busi, Cairan Pendingin Radiator] --> [Kampas Rem Depan] (confidence: 0.500)
[Busi, Lampu Belakang] --> [Kampas Rem Depan] (confidence: 0.500)
[Busi, Lampu Depan] --> [Kampas Rem Depan] (confidence: 0.500)
[Busi, AHM CVT Grease] --> [Kampas Rem Depan] (confidence: 0.500)
[Busi, Cairan Pendingin Radiator] --> [Piece Set Slide] (confidence: 0.500)
[Cairan Pendingin Radiator, Piece Set Slide] --> [Busi] (confidence: 0.500)
[Busi, Lampu Belakang] --> [Lampu Depan] (confidence: 0.500)
[Busi, Lampu Depan] --> [Lampu Belakang] (confidence: 0.500)
[Lampu Belakang, Lampu Depan] --> [Busi] (confidence: 0.500)
[Busi, AHM CVT Grease] --> [Piece Set Slide] (confidence: 0.500)
[Cairan Pendingin Radiator, Piece Set Slide] --> [AHM CVT Grease] (confidence: 0.500)
[Piece Set Slide, AHM CVT Grease] --> [Cairan Pendingin Radiator] (confidence: 0.500)
[Cairan Pendingin Radiator] --> [Kampas Rem Depan] (confidence: 0.600)
[Busi] --> [Kampas Rem Depan] (confidence: 0.625)
[Kampas Rem Depan] --> [Busi] (confidence: 0.625)
[AHM CVT Grease] --> [Busi] (confidence: 0.667)
[AHM CVT Grease] --> [Piece Set Slide] (confidence: 0.667)
[Piece Set Slide] --> [Busi] (confidence: 0.750)
[Lampu Belakang] --> [Kampas Rem Depan] (confidence: 0.750)
[Lampu Depan] --> [Kampas Rem Depan] (confidence: 0.750)
[Kampas Rem Depan, Piece Set Slide] --> [Busi] (confidence: 1.000)
[Kampas Rem Depan, AHM CVT Grease] --> [Busi] (confidence: 1.000)
[Cairan Pendingin Radiator, Lampu Belakang] --> [Kampas Rem Depan] (confidence: 1.000)
[Cairan Pendingin Radiator, Lampu Depan] --> [Kampas Rem Depan] (confidence: 1.000)
[Cairan Pendingin Radiator, AHM CVT Grease] --> [Piece Set Slide] (confidence: 1.000)
    
```

GAMBAR 5. DESCRIPTION ASSOCIATION RULES

Pada *Description Association Rules* terdapat 35 aturan asosiasi yang terbentuk, lalu tersusun 3 aturan asosiasi yang memenuhi nilai minimum *support* 20% dan nilai minimum *confidence* 70%. Nilai *confidence* tertinggi sebesar 75% dan nilai *support* tertinggi sebesar 25%..

5. KESIMPULAN

Hasil penelitian pencarian aturan asosiasi dengan algoritma apriori melalui perhitungan manual menunjukkan hasil yang sama dengan aplikasi *RapidMiner* yakni 3 aturan asosiasi dengan nilai *Confidence* tertinggi sebesar 75% menghasilkan aturan : jika membeli Piece Set Slide maka membeli Busi, jika membeli Lampu Belakang maka membeli Kampas Rem Depan, dan jika membeli Lampu Depan maka membeli Kampas Rem Depan. Berdasarkan aturan tersebut, algoritma apriori sangat bermanfaat untuk mengetahui pola *frequent-itemset sparepart* yang paling laku terjual dan aturan asosiasi atau hubungan antar tiap produk yang dibeli secara bersamaan. Dengan hasil ini perusahaan dapat melakukan pengaturan ulang tata letak *sparepart* secara berdekatan untuk memudahkan dalam mengambil barang yang akan dikeluarkan serta melakukan monitoring terhadap persediaan barang dan penunjang informasi dalam pemesanan stok barang serta dapat membantu merumuskan strategi pemasaran untuk meningkatkan penjualan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. Tamodia, "Evaluasi Penerapan Sistem Pengendalian Intern Untuk Persediaan Barang Dagangan Pada PT. Laris Manis Utama Cabang Manado," *J. EMBA*, vol. 1, pp. 20–29, 2013, doi: 2303-1174.
- [2] A. Ahmad, S. Safwan, and A. Munir, "Perancangan Showroom Mercedes Benz Aceh," *J. Ilm. Mhs. Arsit. dan Perenc.*, vol. 6, pp. 11–15, 2022, doi: 2655-1586.
- [3] E. Hutahaean.L, M. Safii, and B. Damanik.E, "Implementasi Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Barang," *J. Inform. dan Komput.*, vol.

- 3, no. 3, pp. 173–180, 2020, doi: 10.33387/jiko.
- [4] R. Takdirillah, “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan,” *J. Pendidik. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 37–46, 2020, doi: 10.29408/edumatic.v4i1.2081.
- [5] A. G. Syaripudin and E. Faizal, “Implementasi Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Obat,” *J. Inform. dan Komputer2*, vol. 2, no. 1, 2017.
- [6] F. A. Fajri, “Implementasi Algoritma Apriori Dalam Menentukan Program Studi Yang Diambil Mahasiswa,” *J. IPTEKS Terap.*, vol. 10, no. 2, pp. 81–85, 2016, doi: <http://dx.org/10.22216/jit.2016.v10i2.402>.
- [7] F. Rahmawati and N. Merlina, “Metode Data Mining Terhadap Data Penjualan Sparepart Mesin Fotocopy Menggunakan Algoritma Apriori,” *J. Penelit. Ilmu Komputer, Syst. Embed. Log.*, vol. 6, no. 1, pp. 9–20, 2018, doi: 2620-3553.
- [8] R. A. Riszky and M. Sadikin, “Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan,” *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 7, no. 3, pp. 103–108, 2019, doi: 10.14710/jtsiskom.7.3.2019.103-108.
- [9] P. Simbolon Hartinah, “Implementasi Data Mining Pada Sistem Persediaan Barang Menggunakan Algoritma Apriori,” *J. Ris. Komput.*, vol. 6, no. 4, pp. 401–406, 2019, doi: 2407-389X.
- [10] E. Sikumbang Delima, “Penerapan Data Mining Penjualan Sepatu Menggunakan Metode Algoritma Apriori,” *J. Tek. Komput.*, vol. 4, no. 1, 2018, doi: 2550-0120.
- [11] D. Purnia Silvi and A. Warnilah Ilah, “Implementasi Data Mining Pada Penjualan Kacamata Menggunakan Algoritma Apriori,” *Indones. J. Comput. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 31–39, 2017, doi: 2549-7421.
- [12] F. Sianturi Ariwisanto, “Penerapan Algoritma Apriori Untuk Penentuan Tingkat Pesanan,” *J. Mantik Penusa*, vol. 2, no. 1, pp. 50–57, 2018, doi: 2580-9741.
- [13] E. Buulolo, *Data Mining Untuk Perguruan Tinggi*, I. Yogyakarta: Deepublish CV Budi Utama, 2020.
- [14] J. Rulianto and P. W. Mustika, “Implementasi Algoritma Apriori Terhadap Data Penjualan Oli Mobil Berbasis Sistem Pencarian Aturan Asosiasi,” *J. Sains Komput. Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 316–326, 2019, doi: 2549-7200.
- [15] D. Jollyta, M. Siddik, H. Mawengkang, and S. Efendi, *Teknik Evaluasi Cluster*. Yogyakarta: Deepublish CV Budi Utama, 2021.
- [16] S. Huber, H. Wiemer, D. Schneider, and S. Ihlenfeldt, “DMME: Data mining methodology for engineering applications - a holistic extension to the CRISP-DM model,” *Procedia CIRP2*, vol. 79, pp. 403–408, 2019, doi: 10.1016/j.procir.2019.02.106.

BIODATA PENULIS

Dina Nurhidayanti, lahir di Jakarta tanggal 12 Oktober 2000. Menyelesaikan Diploma pada tahun 2021 dan saat ini sedang melanjutkan Program Sarjana di Universitas Nusa Mandiri.

Ika Kurniawati, menyelesaikan Program Magister di Universitas Nusa Mandiri dan saat ini juga aktif sebagai Dosen.