

Analisa Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dan Algoritma Eclat Di PT Astra International BMW Semarang

Dimas Bayu Wardana¹, Sulastri²

Ardanad09@gmail.com¹, sulastri@edu.unisbank.ac.id²

Sistem Informasi, Universitas Stikubank

Jl. Trilomba Juang No. 1 Kota Semarang

ARTICLE INFO

Article history:

Received January 9, 2024

Received in form 22 January 2024

Accepted 12 February 2024

Available online 1 Juli 2024

ABSTRACT

PT Astra International BMW Semarang operates in the automotive sector, focusing on sales, aftersales, and spare parts for BMW cars. The availability of spare parts is crucial for customer satisfaction, as stock shortages can lead to disappointment. Using data from 52,162 spare parts sales transactions from January 2019 to June 2023, the study applies data mining techniques with the a priori and eclat algorithms to identify consumer purchasing patterns and prevent stock shortages. The research aims to provide recommendations for prioritizing spare parts stock. Utilizing the CRISP-DM methodology and R programming, the study found that the highest confidence in purchasing patterns occurs with a combination of three itemsets: if a customer buys an oil filter set (B11.42.8.593.186) and washer cleaner (B83.12.5.A1A.683), they will also buy BMW engine oil (Z99000000333) with 100% confidence. These findings can help PT Astra International BMW Semarang manage spare parts stock more effectively.

Keywords: Data Mining, Association, Apriori Algorithm, Eclat Algorithm

1. Pendahuluan

PT Astra International BMW Semarang merupakan perusahaan yang bergerak di bidang otomotif dengan 3 pilar yang menopang yaitu Penjualan (*Sales*), Purna jual (*Aftersales*) dan Penjualan suku cadang (*Sparepart*) untuk unit mobil BMW. Ketersediaan suku cadang adalah salah satu faktor penentu kepuasan konsumen kepada perusahaan karena jika stok suku cadang kosong akan menyebabkan kekecewaan konsumen yang berakibat pada kehilangan konsumen karena berpindah ke tempat lain. Dari sinilah diketahui bahwa pentingnya untuk mengetahui informasi prioritas ketersediaan suku cadang.

Dari masalah tersebut, perusahaan membutuhkan informasi prioritas penyediaan suku cadang untuk mengendalikan ketersediaan suku cadang dalam gudang agar tidak kosong. Informasi tersebut di dapatkan dengan melakukan data mining. Data mining atau *knowledge discovery in databases* (KDD) merupakan salah satu cara yang digunakan untuk mendapatkan pengetahuan baru dengan memanfaatkan jumlah data yang sangat besar dengan teknik atau metode tertentu (Chapman et al., 2000). Salah satu tekniknya adalah teknik asosiasi yang merupakan suatu metode data mining yang bertujuan untuk mencari sekumpulan item yang sering muncul bersamaan sehingga dapat diketahui pola pembeliannya, dengan melihat item apa saja yang sering dibeli bersamaan dan item mana saja yang tidak.

Received January 9 2024; Revised January, 22, 2024; Accepted February, 12, 2024

Dari uraian di atas, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan proses data mining dengan teknik asosiasi menggunakan algoritma Apriori dan algoritma Eclat untuk mencari pola pembelian itemset dari data transaksi penjualan suku cadang sehingga menghasilkan informasi prioritas penyediaan suku cadang di PT Astra International BMW Semarang.

Banyak penelitian yang sudah dilakukan dengan teknik asosiasi dengan algoritma Apriori dan algoritma Eclat diantaranya (Thariq, Shantika Martha & Hendra Perdana, 2023) menyimpulkan bahwa dengan algoritma Eclat pola itemset yang muncul bisa membantu untuk menentukan lokasi penempatan barang di toko swalayan. Kedua penelitian dari (Esha Alma'arif, Ema Utami & Ferry Wahyu Wibowo, 2020) dengan algoritma Apriori menyatakan bahwa hasil perhitungan frekuensi barang yang paling banyak dibeli bersamaan dapat memberi manfaat pada manajemen dalam menyusun dan mengkombinasikan produk untuk mengoptimalkan pemasaran. Ketiga penelitian dari (Lisna Zahrotun & Al Fath Imam Robbani 2023) menemukan bahwa dengan algoritma Eclat peneliti menemukan pola asosiasi antar barang di toko sehingga dapat menentukan lokasi barang-barang yang sering dibeli secara bersamaan di tempatkan berdekatan.

2. Metode penelitian

2.1 Metode CRISP-DM

Metodologi yang dipergunakan dalam penelitian ini adalah metode CRISP-DM. Berikut ini adalah penjelasan mengenai metode CRISP-DM yang dibagi menjadi enam tahap siklus pengembangan data mining : (Chapman et al., 2000)

1. Business Understanding

PT Astra International BMW Semarang merupakan perusahaan yang bergerak di bidang otomotif dengan 3 pilar yang menopang yaitu Penjualan (*Sales*), Purna jual (*Aftersales*) dan Penjualan suku cadang (*Sparepart*) untuk unit mobil BMW. Kebutuhan dari PT Astra International BMW Semarang adalah untuk mencari pola pembelian itemset dari data transaksi penjualan suku cadang sehingga menghasilkan informasi prioritas penyediaan suku cadang berdasarkan kombinasi suku cadang yang terjual.

2. Data Understanding

Pada tahap pemahaman data ini dimulai dengan pengumpulan data yang diperlukan yaitu data transaksi pada PT Astra International BMW dari bulan Januari 2019 – Juni 2023 dengan jumlah data mentah sebanyak 52.161 transaksi dengan menggunakan Microsoft Office Exel 2013.

3. Data preparation

Pada tahap ini meliputi proses pengolahan data yaitu data transaksi PT Astra International BMW dari bulan Januari 2019 – Juni 2023 dengan jumlah data mentah sebanyak 52.161 transaksi, untuk membangun dataset akhir yang akan diproses pada tahap pemodelan. Pengolahan data tersebut meliputi Pembersihan data (*Data Cleaning*), Pemilihan data (*Data Selection*) dan Transformasi data.

4. Modeling

Untuk tahapan pemodelan ini akan digunakan teknik Data Mining dengan metode Association Rule menggunakan algoritma Apriori dan algoritma Eclat dengan tools RStudio, yang nantinya akan menghasilkan aturan asosiatif atau pola transaksi konsumen. Sehingga dapat diketahui informasi suku cadang (*sparepart*) apa saja yang sering muncul.

5. Evaluation

Pada tahap ini dilakukan evaluasi terhadap keefektifan dan kualitas model yang digunakan, apakah dengan metode Association Rule dengan algoritma Apriori dan algoritma Eclat telah mencapai tujuan yang ditetapkan pada tahap awal.

6. Deployment

Pada tahap ini program yang telah dibuat akan dipresentasikan dalam bentuk laporan dan mengimplementasikannya di PT Astra International BMW Semarang.

2.2 Assosiation Rules

Association rule dalam bentuk A B, dimana A dan B adalah dua itemset terpisah (disjoint) yang masing-masing disebut sebagai lhs (*left-hand side*) dan rhs (*right-hand side*). Ada tiga ukuran yang digunakan untuk memilih aturan yaitu *support*, *confidence*, dan *lift*. (Zhao, 2013),

1. Analisa Pola frekuensi tinggi

Pada tahap ini mencari nilai *support* dalam database untuk kombinasi item yang memenuhi ketentuan. *Support* merupakan persentase dari suatu kejadian yang mengandung A dan B. Rumus berikut dapat digunakan untuk mencari nilai *support* : (Zhao, 2013),

$$\text{Support (A)} = \frac{n(A)}{n(S)} \times 100\%$$

Keterangan :

Support (A) : Presentase item A

$n(A)$: Jumlah item A

$n(S)$: Jumlah keseluruhan item

Sementara itu, rumus berikut dapat digunakan untuk mencari nilai *support* yang memiliki kombinasi lebih dari atau sama dengan 2-itemset :

$$\text{Support (A, B)} = \frac{n(A \cap B)}{n(S)} \times 100\%$$

Keterangan :

Support (A,B) : Persentase item A dan B terjadi bersama

$n(A \cap B)$: Jumlah item A dan B terjadi bersama

$n(S)$: Jumlah keseluruhan item

Sehingga,

$$\text{Support (A, B, \dots, Z)} = \frac{n(A \cap B \cap \dots \cap Z)}{n(S)} \times 100\%$$

Keterangan :

Support (A,B, \dots, Z) : Persentase item A dan B sampai dengan Z terjadi bersama

$n(A \cap B \cap \dots \cap Z)$: Jumlah item A dan B sampai dengan Z terjadi bersama

$n(S)$: Jumlah keseluruhan item

2. Pembentukan Assosiation Rules

Tahapan ini untuk mencari association rules yang memenuhi persyaratan minimum untuk nilai *confidence* setelah menemukan semua pola frekuensi tinggi. *Confidence* merupakan kuatnya hubungan antara item dalam association rules. Rumus berikut dapat digunakan untuk mencari nilai *confidence*: (Zhao, 2013).

$$\text{Confident (A} \rightarrow \text{B)} = \frac{\text{Support(A,B)}}{\text{Support(A)}}$$

Keterangan :

Confidence (A → B) : Persentase jika item A terjadi maka item B ikut terjadi

Support (A,B) : Persentase item A dan B terjadi bersama

Support (A) : Persentase item A

Terdapat satu parameter lagi dalam association rules selain *support* dan *confidence* yaitu *lift ratio*. *Lift ratio* merupakan suatu ukuran untuk mengetahui kekuatan association rules yang telah terbentuk dari nilai *support* dan *confidence*. Semakin besar nilai *lift ratio*, maka akan semakin besar juga kekuatan association rulesnya (Santosa & Budi,2007). Nilai *lift ratio* dapat dihitung sebagai berikut :

$$\text{Lift ratio } (A \rightarrow B) = \frac{\text{Confident}(A \rightarrow B)}{\text{Support}(B)}$$

Keterangan :

Lift ratio (A → B) : Kekuatan asosiasi

Confidence (A → B) : Persentase jika item A terjadi maka item B ikut terjadi

Support (B) : Persentase item A

2.3 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah algoritma kelas yang membantu mempelajari peraturan asosiasi. Ini bekerja melawan transaksi. Algoritma mencoba untuk menemukan himpunan bagian yang umum dalam kumpulan data. Ambang batas minimum harus dipenuhi agar asosiasi dapat dikonfirmasi.

Konsep dukungan dan kepercayaan diri terhadap apriori sangat diminati. Metode apriori akan mengembalikan asosiasi minat dari dataset Anda, seperti X ketika kita memiliki Y. *Support* adalah persen dari transaksi yang mengandung X dan Y. *Keyakinan* adalah persentase transaksi yang mengandung X juga mengandung Y. Nilai defaultnya adalah 10 persen untuk dukungan dan 80 persen untuk percaya diri. (Dan Toomey, 2014)

2.4 Algoritma Eclat

Algoritma Eclat digunakan untuk frequent itemset mining. Algoritma ini menggunakan persimpangan dalam data untuk menghitung dukungan kandidat. Dalam hal ini, kami mencari pola perilaku yang sama, dibandingkan dengan mencari penyimpangan. Kejadian yang sering terjadi bersamaan, seperti item keranjang belanja. Kandidat frequent kemudian diuji untuk mengkonfirmasi pola dalam dataset. Eclat digunakan dalam pemrograman R dengan fungsi eclat dalam paket arules. (Dan Toomey, 2014)

2.5 Rstudio

Menurut Norman Matloff (Gio & Effendie, 2017) dalam bukunya yang berjudul The Art of R Programming. R merupakan bahasa scripting untuk manipulasi dan analisis data statistic. Rstudio adalah perangkat lunak open source yang dapat dijalankan pada browser atau desktop yang terhubung dengan server R.studio. Rstudio merupakan Integrated Development Enviroment (IDE) untuk tampilan antarmuka dari R programming.

Rstudio sendiri dapat digunakan untuk memvisualisasikan hasil analisis dari R programming dan dapat membangun aplikasi web yang interaktif. Rstudio memiliki editor syntax yang mendukung eksekusi kode yang di tuliskan secara langsung dan juga alat bantu untuk plot data, history, debug dan manajemen workspace. Aplikasi web interaktif yang dibuat melalui Rstudio dapat dijalankan (deploy) secara premis dengan server Rstudio.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Proses Asosiasi Data Mining menggunakan Algoritma Apriori

Pada tahapan ini akan dilakukan proses data mining menggunakan Algoritma Apriori :

1. Kombinasi 2 itemset Algoritma Apriori

Pengujian akan dilakukan menggunakan kombinasi 2 itemset dengan *support* 0.05 dan *confidence* 0.5. Berikut perintah *script* yang digunakan :

```
aturan.ap2<-apriori(data_trans, parameter = list(supp=0.05,conf=0.5))
```

Setelah itu untuk proses melihat data dari *support* dan *confidence* yang sudah ditentukan menggunakan *script* berikut:

```
View(inspect(aturan.ap2))
```

```
> View(inspect(aturan.ap2))
  lhs                rhs                support  confidence coverage
[1] {B11.42.8.575.211} => {Z99000000333} 0.05478769 0.8601790 0.06369336
[2] {B83.12.5.A1A.683} => {Z99000000333} 0.06005985 0.8297244 0.07238529
[3] {B83.12.2.298.203} => {Z99000000333} 0.05806498 0.7859209 0.07388145
lift      count
[1] 4.192178 769
[2] 4.043754 843
[3] 3.830273 815
```

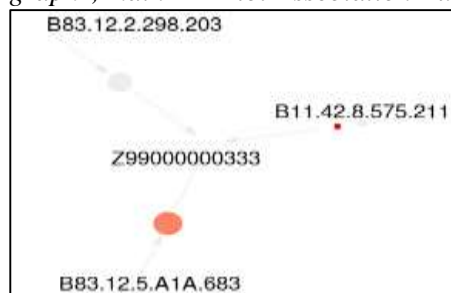
Gambar 1 Hasil inspect Algoritma Apriori dengan 2 itemset

Dari hasil *support* 0.05 dan *confidence* 0.5 diperoleh 3 rules sebagai berikut:

1. Jika pelanggan membeli B11.42.8.575.211 (Set oil-filter Nx) kemungkinan akan membeli juga Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan nilai *support* 0.05478769 dan *confidence* 0.8601790.
2. Jika pelanggan membeli B83.12.5.A1A.683 (Washer Cleaner) kemungkinan akan membeli juga Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan *support* 0.06005985 dan *confidence* 0.8297244.
3. Jika pelanggan membeli B83.12.2.298.203 (Cleaner) kemungkinan akan membeli juga Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan *support* 0.05806498 dan *confidence* 0.7859209.

Selanjutnya untuk melihat plot dari hasil pengolahan data mining tersebut menggunakan *script* sebagai berikut :

```
plot(aturan.ap2, method = "graph", main = "Plot Asscoiation Rule Kombinasi 2 itemset")
```



Gambar 2 Hasil plot Algoritma Apriori dengan 2 itemset

Dari hasil plot pada gambar 2 dapat dilihat bahwa transaksi pembelian suku cadang B11.42.8.575.211 (Set oil-filter Nx), B83.12.2.298.203 (Cleaner) dan B83.12.5.A1A.683 kemungkinan besar juga melakukan pembelian Z99000000333 (BMW Engine Oil).

2. Kombinasi 3 itemset Algoritma Apriori

Pengujian menggunakan kombinasi 3 itemset dengan *support* 0.01 dan *confidence* 0.9. Berikut perintah *script* yang digunakan :

```
aturan.ap3<-apriori(data_trans, parameter = list(supp=0.01,conf=0.9, minlen=3))
```

Setelah itu untuk proses melihat data dari *support* dan *confidence* yang sudah ditentukan menggunakan *script* berikut :

```
View(inspect(aturan.ap3))
```

	lhs	rhs	support	confidence	coverage	lift	count
[1]	{B11.42.8.575.211, B64.11.9.237.555}	=> {Z99000000333}	0.01104303	0.9509202	0.01161300	4.634415	155
[2]	{B11.42.8.593.186, B83.19.0.307.340}	=> {Z99000000333}	0.01139926	0.9356725	0.01218296	4.560104	160
[3]	{B11.42.8.575.211, B83.19.0.307.340}	=> {Z99000000333}	0.01289541	0.9526316	0.01353662	4.642756	181
[4]	{B11.42.8.593.186, B64.31.6.835.405}	=> {Z99000000333}	0.01546025	0.9393939	0.01645768	4.578241	217
[5]	{B11.42.8.570.590, B64.31.6.835.405}	=> {Z99000000333}	0.01033058	0.9354839	0.01104303	4.559185	145
[6]	{B64.31.6.835.405, B66.12.6.912.985}	=> {Z99000000333}	0.01538900	0.9270386	0.01660017	4.518026	216
[7]	{B64.31.6.835.405, B83.12.5.A1A.683}	=> {Z99000000333}	0.01132801	0.9937500	0.01139926	4.843151	159
[8]	{B11.42.8.593.186, B66.12.6.912.985}	=> {Z99000000333}	0.01261043	0.9267016	0.01360787	4.516383	177
[9]	{B11.42.8.593.186, B83.12.5.A1A.683}	=> {Z99000000333}	0.01524651	1.0000000	0.01524651	4.873611	214
[10]	{B11.42.8.570.590, B83.12.5.A1A.683}	=> {Z99000000333}	0.01004560	0.9929577	0.01011684	4.839290	141
[11]	{B11.42.8.570.590, B83.12.2.298.203}	=> {Z99000000333}	0.01367911	0.9230769	0.01481904	4.498718	192
[12]	{B66.12.6.912.985, B83.12.5.A1A.683}	=> {Z99000000333}	0.01318039	0.9685864	0.01360787	4.720513	185
[13]	{B11.42.8.575.211, B83.12.5.A1A.683}	=> {Z99000000333}	0.01944999	0.9512195	0.02044742	4.635874	273
[14]	{B11.42.8.593.186, B64.31.6.835.405, B66.12.6.912.985}	=> {Z99000000333}	0.01090054	0.9386503	0.01161300	4.574617	153

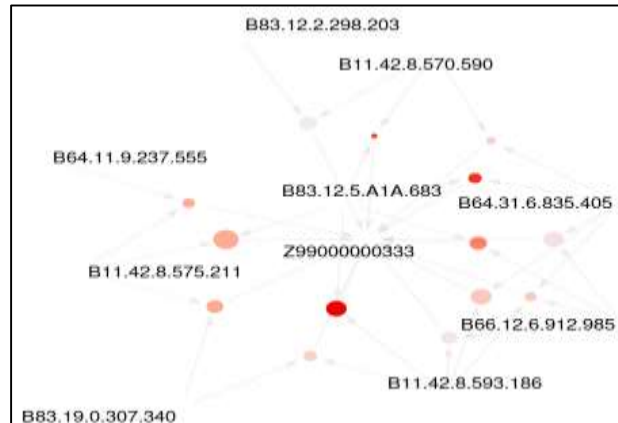
Gambar 3 Hasil inspect Algoritma Apriori dengan 3 itemset

Dari hasil *support* 0.01 dan *confidence* 0.9 diperoleh 14 rules berikut 3 rules dengan *confidence* tertinggi:

1. Hasil nomor 9 yaitu jika pelanggan membeli B11.42.8.593.186 (Set oil-filter Mx) dan B83.12.5.A1A.683 (Washer Cleaner) maka akan membeli juga Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan *support* 0.01132801 dan *confidence* 1.00.
2. Hasil nomor 7 yaitu jika pelanggan membeli B64.31.6.835.405 (Microfilter) dan B83.12.5.A1A.683 (Washer Cleaner) maka akan membeli juga Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan *support* 0.01524651 dan *confidence* 0.9937500.
3. Hasil nomor 10 yaitu jika pelanggan membeli B11.42.8.570.590 (Set oil-filter Bx) dan B83.12.5.A1A.683 (Washer Cleaner) maka akan membeli juga Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan *support* 0.01005460 dan *confidence* 0.9929577.

Selanjutnya untuk melihat plot dari hasil pengolahan data mining tersebut menggunakan *script* sebagai berikut :

```
plot(aturan.ap3, method = "graph", main = "Plot Asscoiation Rule Kombinasi 3 itemset")
```



Gambar 4 Hasil plot Algoritma Apriori dengan 3 itemset

Dari hasil plot pada gambar 4 dapat dilihat bahwa transaksi pembelian suku cadang B11.42.8.593.186 (Set oil-filter Mx) dan B83.12.5.A1A.683 (Washer Cleaner) pasti melakukan pembelian Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan *confidence* 1.00.

3. Kombinasi 4 itemset Algoritma Apriori

Selanjutnya pengujian menggunakan kombinasi 4 itemset dengan *support* 0.01 dan *confidence* 0.7. Berikut perintah *script* yang digunakan :

```
aturan.ap4<-apriori(data_trans, parameter = list(supp=0.01,conf=0.7, minlen=4))
```

Setelah itu untuk proses melihat data dari *support* dan *confidence* yang sudah ditentukan menggunakan *script* berikut:

```
View(inspect(aturan.ap4))
```

```
> View(inspect(aturan.ap4))
  lhs                rhs                support confidence coverage lift count
[1] {B11.42.8.593.186,
     B64.31.6.835.405,
     B66.12.6.912.985} => {Z99000000333} 0.01090054 0.9386503 0.01161300 4.574617 153
[2] {B11.42.8.593.186,
     B64.31.6.835.405,
     Z99000000333}    => {B66.12.6.912.985} 0.01090054 0.7050691 0.01546025 14.532086 153
[3] {B64.31.6.835.405,
     B66.12.6.912.985,
     Z99000000333}    => {B11.42.8.593.186} 0.01090054 0.7083333 0.01538900 18.377388 153
[4] {B11.42.8.593.186,
     B66.12.6.912.985,
     Z99000000333}    => {B64.31.6.835.405} 0.01090054 0.8644068 0.01261043 29.377273 153
```

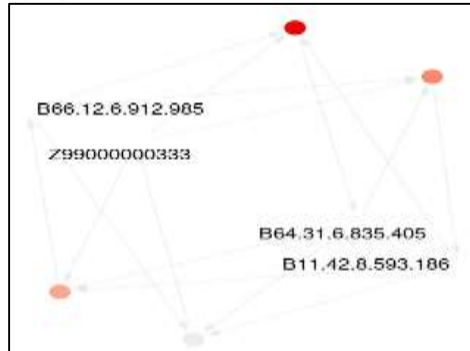
Gambar 5 Hasil inspect Algoritma Apriori dengan 4 itemset

Dari hasil *support* 0.01 dan *confidence* 0.7 diperoleh 4 rules sebagai berikut:

1. Jika pelanggan membeli B11.42.8.593.186 (Set oil-filter Mx), B64.31.6.835.405 (MICROFILTER) dan B66.12.6.912.985 (Battery remote) kemungkinan juga akan membeli Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan *support* 0.01090054 dan *confidence* 0.9386503.
2. Jika pelanggan membeli B11.42.8.593.186 (Set oil-filter Mx), B64.31.6.835.405 (MICROFILTER) dan Z99000000333 (BMW Engine Oil) kemungkinan juga akan membeli B66.12.6.912.985 (Battery remote) dengan *support* 0.01090054 dan *confidence* 0.7050691.
3. Jika pelanggan membeli B64.31.6.835.405 (MICROFILTER), B66.12.6.912.985 (Battery remote) dan Z99000000333 (BMW Engine Oil) kemungkinan juga akan membeli B11.42.8.593.186 (Set oil-filter Mx) dengan *support* 0.01090054 dan *confidence* 0.7083333.

4. Jika pelanggan membeli B11.42.8.593.186 (Set oil-filter Mx), B66.12.6.912.985 (Battery remote) dan Z99000000333 (BMW Engine Oil) kemungkinan juga akan membeli B64.31.6.835.405 (MICROFILTER) dengan *support* 0.01090054 dan *confidence* 0.8644068. Selanjutnya untuk melihat plot dari hasil pengolahan data mining tersebut menggunakan *script* sebagai berikut :

`plot(aturan.ap4, method = "graph", main = " Plot Asscoiation Rule Kombinasi 4 itemset")`



Gambar 6 Hasil plot Algoritma Apriori dengan 4 itemset

Dari hasil plot pada gambar 6 dapat dilihat bahwa transaksi pembelian suku cadang yang sama namun urutan membelinya berbeda dapat mengakibatkan munculnya beberapa rules dengan *support* dan *confidence* yang berbeda.

3.2. Proses Asosiasi Data Mining menggunakan Algoritma Eclat

Tahapan ini akan dilakukan proses data mining menggunakan Algoritma Eclat.

1. Kombinasi 2 itemset Algoritma Eclat

Pengujian akan dilakukan menggunakan kombinasi 2 itemset dengan *support* 0.05. Berikut perintah *script* yang digunakan :

```
at.eclat2 <- eclat(data_trans, parameter = list(support=0.05, minlen=2, target="frequent itemsets"))
```

Setelah itu untuk proses melihat data dari *support* yang sudah ditentukan dengan menggunakan *script* berikut:

```
View(inspect(at.eclat2))
```

```
> View(inspect(at.eclat2))
  items                                     support  count
[1] {B11.42.8.575.211, Z99000000333} 0.05478769 769
[2] {B83.12.5.A1A.683, Z99000000333} 0.06005985 843
[3] {B83.12.2.298.203, Z99000000333} 0.05806498 815
```

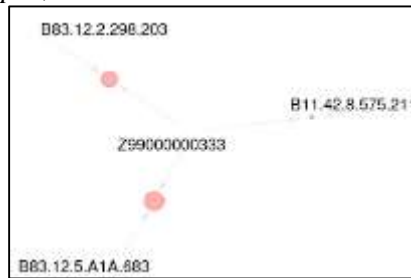
Gambar 7 Hasil inspect Algoritma Eclat dengan 2 itemset

Dari hasil *support* 0.05 diperoleh 3 rules dengan informasi sebagai berikut:

1. Jika pelanggan membeli B11.42.8.575.211 (Set oil-filter Nx) maka akan membeli juga Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan *support* 0.05478769.
2. Jika pelanggan membeli B83.12.5.A1A.683 (Washer Cleaner) maka akan membeli juga Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan *support* 0.06005985.
3. Jika pelanggan membeli B83.12.2.298.203 (Cleaner) maka akan membeli juga Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan *support* 0.05806498.

Selanjutnya untuk melihat plot dari hasil pengolahan data mining tersebut menggunakan *script* sebagai berikut :

`plot(at.eclat2, method = "graph", main = "Plot Assoication Rule Kombinasi 2 itemset")`



Gambar 8 Hasil plot Algoritma Eclat dengan 2 itemset

Dari hasil plot pada gambar 8 dapat dilihat bahwa setiap transaksi pasti melakukan pembelian Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan suku cadang lain yang berbeda.

2. Kombinasi 3 itemset Algoritma Eclat

Selanjutnya pengujian menggunakan kombinasi 3 itemset dengan *support* 0.01. Berikut perintah *script* yang digunakan:

```
at.eclat3 <- eclat(data_trans, parameter = list(support=0.01, minlen=3, target="frequent itemsets"))
```

Setelah itu untuk proses melihat data dari *support* yang sudah ditentukan dengan menggunakan *script* berikut:

```
View(inspect(at.eclat3))
```

	items	support	count			
[1]	{B11.42.8.575.211, B64.31.6.835.405, Z99000000333}	0.01104303	155	[9]	{B64.31.6.835.405, B83.12.5.A1A.683, Z99000000333}	0.01132801 159
[2]	{B11.42.8.593.186, B83.19.0.307.340, Z99000000333}	0.01139926	160	[10]	{B11.42.8.593.186, B66.12.6.912.985, Z99000000333}	0.01261043 177
[3]	{B11.42.8.575.211, B83.19.0.307.340, Z99000000333}	0.01289541	181	[11]	{B11.42.8.593.186, B83.12.5.A1A.683, Z99000000333}	0.01524651 214
[4]	{B11.42.8.593.186, B64.31.6.835.405, B66.12.6.912.985, Z99000000333}	0.01090054	153	[12]	{B11.42.8.570.590, B83.12.5.A1A.683, Z99000000333}	0.01004560 141
[5]	{B11.42.8.593.186, B64.31.6.835.405, Z99000000333}	0.01546025	217	[13]	{B11.42.8.570.590, B83.12.2.298.203, Z99000000333}	0.01367911 192
[6]	{B11.42.8.593.186, B64.31.6.835.405, B66.12.6.912.985}	0.01161300	163	[14]	{B66.12.6.912.985, B83.12.5.A1A.683, Z99000000333}	0.01318039 185
[7]	{B11.42.8.570.590, B64.31.6.835.405, Z99000000333}	0.01033058	145	[15]	{B66.12.6.912.985, B83.12.2.298.203, Z99000000333}	0.01168424 164
[8]	{B64.31.6.835.405, B66.12.6.912.985, Z99000000333}	0.01538900	216	[16]	{B11.42.8.575.211, B83.12.5.A1A.683, Z99000000333}	0.01944999 273
				[17]	{B11.42.8.575.211, B83.12.2.298.203, Z99000000333}	0.01667142 234

Gambar 9 Hasil inspect Algoritma Eclat dengan 3 itemset

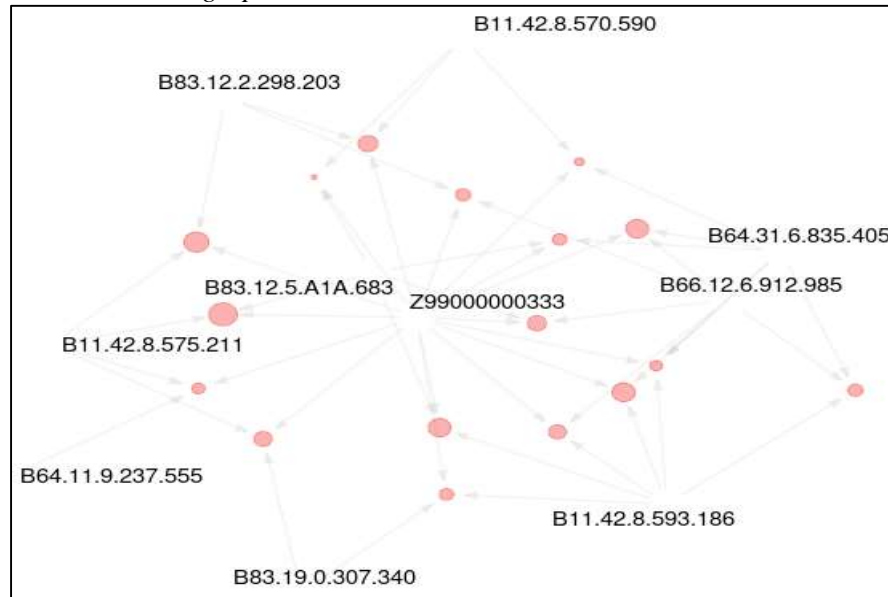
Dari hasil *support* 0.01 didapatkan 17 rules, berikut 3 rules dengan *support* tertinggi :

1. Hasil nomor 16 yaitu jika pelanggan membeli B11.42.8.575.211 (Set oil-filter Nx), B83.12.5.A1A.683 (Washer Cleaner) maka akan membeli juga Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan *support* 0.01944999.
2. Hasil nomor 17 yaitu jika pelanggan membeli B11.42.8.575.211 (Set oil-filter Nx), B83.12.2.298.203 (Cleaner) maka akan membeli juga Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan *support* 0.01667142.

3. Hasil nomor 5 yaitu jika pelanggan membeli B11.42.8.593.186 (Set oil-filter Mx), B64.31.6.835.405 (MICROFILTER) maka akan membeli juga Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan *support* 0.01090054.

Selanjutnya untuk melihat plot dari hasil pengolahan data mining tersebut menggunakan *script* sebagai berikut :

`plot(at.eclat3, method = "graph", main = " Plot Asscoiation Rule Kombinasi 3 itemset")`



Gambar 10 Hasil plot Algoritma Eclat dengan 3 itemset

Dari hasil plot pada gambar 10 dapat dilihat bahwa hampir sama dengan analisa 2 itemset, setiap transaksi pasti melakukan pembelian Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan suku cadang lain yang berbeda.

3. Kombinasi 4 itemset

Selanjutnya pengujian menggunakan kombinasi 4 itemset dengan *support* 0.01. Berikut perintah *script* yang digunakan:

`at.eclat4 <- eclat(data_trans, parameter = list(support=0.01, minlen=4, target="frequent itemsets"))`

Setelah itu untuk proses melihat data dari *support* yang sudah ditentukan dengan menggunakan *script* berikut:

`View(inspect(at.eclat4))`

```
> View(inspect(at.eclat4))
  items                support count
[1] {B11.42.8.593.186,
     B64.31.6.835.405,
     B66.12.6.912.985,
     Z99000000333}      0.01090054  153
```

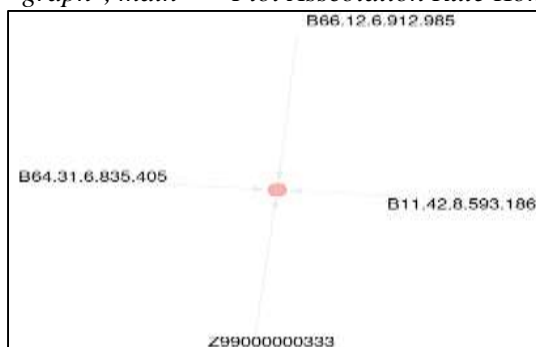
Gambar 11 Hasil inspect Algoritma Apriori dengan 4 itemset

Dari hasil *support* 0.01 diperoleh 1 rules sebagai berikut :

1. Jika pelanggan membeli B11.42.8.593.186 (Set oil-filter Mx), B64.31.6.835.405 (MICROFILTER), B66.12.6.912.985 (Battery remote) maka akan membeli juga Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan *support* 0.01090054.

Selanjutnya untuk melihat plot dari hasil pengolahan data mining tersebut menggunakan *script* sebagai berikut :

`plot(at.eclat4, method = "graph", main = "Plot Asscoiation Rule Kombinasi 4 itemset")`



Gambar 12 Hasil plot Algoritma Eclat dengan 4 itemset

Dari hasil plot dari gambar 12 dapat dilihat bahwa transaksi pembelian suku cadang yang sama namun urutan membelinya berbeda tidak mengakibatkan munculnya rule baru seperti pada Algoritma Apriori.

3.3. Perbandingan hasil analisa Asosiasi dengan Algoritma Apriori dan Algoritma Eclat

Setelah melakukan analisa data mining dengan algoritma apriori dan algoritma eclat maka diperoleh table sebagai berikut :

ALGORITMA \	2 ITEMSET	3 ITEMSET	4 ITEMSET
APRIORI	3 RULES	14 RULES	4 RULES
ECLAT	3 RULES	17 RULES	1 RULES

Tabel 1. Perbandingan jumlah rules

1. Kombinasi 2 itemset dengan *support* 0.05 menggunakan algoritma apriori dan algoritma eclat sama-sama menghasilkan 3 rules. Dari ketiga rules tersebut yang berisi B11.42.8.575.211 (Set oil-filter Nx), B83.12.5.A1A.683 (Washer Cleaner), B83.12.2.298.203 (Cleaner) dan Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan nilai *confidence* sampai 86% dapat dijadikan rekomendasi partman untuk penyediaan suku cadang di gudang.
2. Kombinasi 3 itemset dengan *support* 0.01 menggunakan algoritma apriori menghasilkan 14 rules dan algoritma eclat menghasilkan 17 rules. Hal ini dikarenakan pada algoritma apriori juga harus menetapkan nilai minimal *confidence* sehingga diperoleh jumlah rules yang berbeda. Suku cadang B11.42.8.593.186 (Set oil-filter Mx), B83.12.5.A1A.683 (Washer Cleaner) dan Z99000000333 (BMW Engine Oil) sangat direkomendasikan kepada partman untuk stock di gudang karena mempunyai nilai *confidence* 100%.
3. Kombinasi 4 itemset dengan *support* 0.01 menggunakan algoritma apriori menghasilkan 4 rules dan algoritma eclat menghasilkan 1 rule. Hal ini dikarenakan pada algoritma apriori transaksi pembelian dengan suku cadang yang sama namun urutan membelinya berbeda dapat mengakibatkan munculnya beberapa rules dengan *support* dan *confidence* yang

berbeda. Dari kedua algoritma tersebut muncul suku cadang B11.42.8.593.186 (Set oil-filter Mx), B64.31.6.835.405 (MICROFILTER), B66.12.6.912.985 (Battery remote) dan Z99000000333 (BMW Engine Oil) yang bisa dijadikan rekomendasi partman untuk stock di gudang. Dalam Metode tersebut diperlukan kriteria-kriteria dan bobot agar dapat nilai yang terbaik. Berikut ada kriteria-kriteria yang sudah ditentukan yaitu kinerja, kedisiplinan, karakter, kreatifitas dan absensi.

4. Kesimpulan

1. Penelitian ini telah berhasil membandingkan dua algoritma yaitu Algoritma Apriori dan Algoritma Eclat pada data transaksi penjualan suku cadang di PT Astra International BMW dengan jumlah data transaksi sebanyak 52.162 data dari bulan Januari 2019 – Juni 2023.
2. Analisa asosiasi dengan menggunakan Algoritma Apriori dengan kombinasi 2 itemset menghasilkan 3 rules, kombinasi 3 itemset menghasilkan 14 rules dan kombinasi 4 itemset menghasilkan 4 rules. Hasil dengan *confidence* tertinggi muncul pada kombinasi 3 itemset yaitu jika pelanggan membeli B11.42.8.593.186 (Set oil-filter Mx) dan B83.12.5.A1A.683 (Washer Cleaner) maka akan membeli juga Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan *confidence* 1.00 atau 100%.
3. Analisa asosiasi dengan menggunakan Algoritma Eclat dengan kombinasi 2 itemset menghasilkan 3 rules, dengan kombinasi 3 itemset menghasilkan 17 rules dan dengan kombinasi 4 itemset menghasilkan 1 rules. Hasil dengan *support* tertinggi muncul saat kombinasi 2 itemset yaitu jika pelanggan membeli B83.12.5.A1A.683 (Washer Cleaner) maka akan membeli juga Z99000000333 (BMW Engine Oil) dengan *support* 0.06005985.
4. Perbandingan hasil analisa Algoritma Apriori dan Algoritma Eclat pada kombinasi 2 itemset dengan *support* 0.05 menghasilkan jumlah rules yang sama yaitu 3 rules dan menghasilkan item suku cadang yang sama.
5. Perbandingan hasil analisa Algoritma Apriori dan Algoritma Eclat pada kombinasi 3 itemset dengan *support* 0.01 menghasilkan jumlah rules yang berbeda yaitu algoritma apriori menghasilkan 14 rules dan algoritma eclat menghasilkan 17 rules. Hal ini dikarenakan pada algoritma apriori juga harus menetapkan nilai minimal *confidence* sehingga diperoleh jumlah rules yang berbeda.
6. Perbandingan hasil analisa Algoritma Apriori dan Algoritma Eclat pada kombinasi 4 itemset dengan *support* 0.01 menghasilkan suku cadang yang sama tapi jumlah rules yang berbeda yaitu algoritma apriori menghasilkan 4 rules dan algoritma eclat menghasilkan 1 rule. Hal ini dikarenakan pada algoritma apriori transaksi pembelian dengan barang yang sama namun urutan membelinya berbeda dapat mengakibatkan munculnya beberapa rules dengan *support* dan *confidence* yang berbeda.

Daftar Pustaka

- [1] Adi Sucipto & Hadapiningradja Kusumodestoni (2022). Implementasi Data Mining Algoritma Apriori Terhadap Penjualan Spare Part Motor di Yamaha Arista Subang, AMRI (Analisa, Metode, Rekayasa, Informatika), 1 (1), pp. 52-58.
- [2] Ananda Hadi Elyas & J. Prayoga (2020). Implementasi Data Mining Pola penjualan Sparepart Motor Honda Pada Pt Rotella Persada Mandiri Dengan Menggunakan Algoritma Apriori, Journal of Information System, Computer Science and Information Technology, vol. 1 (1).
- [3] Beynon-Davies, P. (2004). Database systems. Springer.
- [4] Buulolo, E. (2020). Data Mining Untuk Perguruan Tinggi. Deepublish.
- [5] Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C., & Wirth, R. (2000). CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide. SPSS Inc, 9, 13.

-
- [6] Esha Alma'arif, Ema Utami & Ferry Wahyu Wibowo (2020). Implementasi Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk pada Toko Online, *Citec Journal*, 7 (1), pp. 63-74.
 - [7] Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data mining: concepts and techniques*, Waltham, MA. Morgan Kaufman Publishers, 10, 971–978.
 - [8] Lisna Zahrotunl & Al Fath Imam Robbani (2023). Penerapan Algoritma Eclat untuk Menemukan Pola Asosiasi Antar Barang di Aneka Sandang Collection, *Jurnal Riset Sains dan Teknologi*, 7 (1), pp. 37-43.
 - [9] Prana Ugiana Gio & Adhitya Ronnie E. (2017). *Belajar Bahasa Pemrograman R*. Medan: USU Press.
 - [10] Santosa, Budi (2007). *Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
 - [11] Sulastri, Eri Zuliarso & Yunus Anis (2017). Implementasi Algoritma Apriori dan Algoritma Eclat pada AHASS Akmal Jaya Purwodadi, *Jurnal DINAMIK*, 22 (1), pp. 49-56.
 - [12] Syafina Dwi Arinda & Sulastri. (2017). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Eclat. *Prosiding SINTAK*, 388–391.
 - [13] Thariq, Shantika Martha & Hendra Perdana (2023). Analisa Association Rules Menggunakan Algoritma Eclat Pada Toko Swalayan, *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, 12 (2), pp. 171-178.
 - [14] Toomey, Dan. 2014. *R for Data Science - R Data Science Tips, Solutions and Strategies*, Packt Publishing.
 - [15] Zhao, Yanchang. *R and Data Mining: Examples and Case Studies*. Elsevier. Amsterdam, 2013.