

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

1.1. Penyajian Data Uji Coba

Pada bab ini akan dibahas mengenai hasil penelitian dengan mengimplementasikan algoritma FP-Growth pada data transaksi pembelian di toko avindo motor, sehingga akan menghasilkan pola pembelian yang ada di toko avindo motor. Pada gambar 12 merupakan hasil dari dataset yang berhasil peneliti kumpulkan dan telah disederhanakan.

Ban Dalam	Ban Roda	Cup	Filter Udara	Ger Belakang	Kambo	Karet Ger	Lampu Kota	Mur	Oli Kardam	Oli Mesin	Pelek	Rantai	Rem Belakang	Rem depan	Slebor depan	Spion	kampas
1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0
1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
0	0	1	1	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	1
1	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	1	1	0	1	1	0	0
0	1	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
1	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0
1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1
1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0
0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1
1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1
1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1
1	1	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0
0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1
1	0	1	1	1	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0
0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0
1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1
0	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
1	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0
1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0
0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0
1	0	0	1	0	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1
0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0
1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0
0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0
1	0	0	0	1	1	1	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1
0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0
0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	1	0	0	0

Gambar 4.1 Dataset Toko Avindo Motor

Data yang telah dikumpulkan tersebut, selanjutnya di simpan pada google drive agar memudahkan peneliti dalam mengolah data menggunakan *Google Colaboratory*. Gambar 4.2 adalah gambar kode program untuk membaca data yang tersimpan pada google drive.

```
# membaca dataset yang tersimpan pada google drive

data = pd.read_csv('/content/gdrive/MyDrive/fp-growth.csv', header = None)

# menampilkan dataset
data.head(92)
```

Gambar 4.2 Kode Program Membaca Dataset

Dari kode program diatas, maka akan tampil dataset yang telah tersimpan, berikut adalah hasil dari pembacaan data yang menggunakan *Google Colaboratory* ditunjukkan pada gambar 4.3.

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	Ban Dalam	Rem depan	Oli Mesin	Mur	Rantai	Baot Roda	Aki Kering	Lampu Kota	Clip	Oli Kardan
1	Ban Dalam	Kanibo	Oli Mesin	Mur	Baot Roda	Rem Belakang	Clip	NaN	NaN	NaN
2	kampas	Karet Ger	Spion	Filter Udara	Pelek	Lampu Kota	Clip	Oli Kardan	NaN	NaN
3	Ban Dalam	Kanibo	Rem depan	Mur	Slebor depan	Ger Belakang	Rantai	Karet Ger	Aki Kering	Pelek
4	kampas	Kanibo	Mur	Ger Belakang	Karet Ger	Baot Roda	Rem Belakang	Lampu Kota	NaN	NaN
...
87	Oli Mesin	Air Gun	Pahat Set	Kunci Pas	Aki Honda	Mur	Setir	Obeng Set	Castrol	Mur
88	Baot Roda	Oli Tap	Kunci Tutup Klep	Mur	Pahat Set	Spion	Ban Dalam	Oli shok	Ger Belakang	Busi
89	Oli AHM	Mur	Oli shok	Kanibo	Pelek	Castrol	Leher Roda	NaN	NaN	NaN
90	Ban Dalam	Mur	Oli Tap	Spion	Spion	Kanibo	Kunci Pas	Clip	Busi	NaN
91	Cakram	Pahat Set	Busi	Mur	Busi	Tang Lancip	Clip	Kompresor	Oli Mpx	NaN

92 rows x 10 columns

Gambar 4.3 Hasil Pembacaan Dataset

1.2. Pre-Processing

Pre-processing data adalah hal yang harus dilakukan dalam proses data *mining*, karena tidak semua data atau atribut data dalam data digunakan dalam proses data *mining*. Proses ini dilakukan agar data yang akan digunakan sesuai kebutuhan.

Pada tahap pre-processing ini, dataset yang telah dibaca dengan menggunakan *Google Colaboratory* selanjutnya akan dilakukan dengan cara mengimpor library yang diperlukan. Kemudian menyimpan fungsi `TransactionEncoder()` sebagai variabel lokal `te`, seperti gambar 4.4.

```
import pandas as pd
from mlxtend.preprocessing import TransactionEncoder

te=TransactionEncoder()
te_array=te.fit(contacts).transform(contacts)

df=pd.DataFrame(te_array, columns=te.columns_)
df
```

Gambar 4.4 Pre-Processing

Langkah selanjutnya adalah membuat array (`te_array`) dari daftar dataset dengan nilai True/False (tergantung apakah item muncul/tidak pada resi tertentu). kemudian mengonversi larik ini menjadi kerangka data (`df`) menggunakan item sebagai nama kolom.

	Oli Mesin	Spion	Air Ger	Air Gun	Air Radiator	Aki Honda	Aki Kering	Ban Dalam	Ban Luar	Ban dalam	Baot Roda	Busi	Cakram	Castrol	Clip	Deg	Dispet	Dongkrak Botol	Filter Matik	Filter Udara	Ganset
0	False	False	False	False	False	False	True	True	False	False	True	False	False	False	True	False	False	False	False	False	False
1	False	False	False	False	False	False	False	True	False	False	True	False	False	False	True	False	False	False	False	False	False
2	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	True	False	False	False	False	False	True
3	False	False	False	False	False	False	True	True	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False
4	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	True	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False
...
87	False	False	False	True	False	True	False	False	False	False	False	False	False	True	False	False	False	False	False	False	False
88	False	False	False	False	False	False	False	True	False	False	True	True	False	False	False	False	False	False	False	False	False
89	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	True	False	False	False	False	False	False	False
90	False	False	False	False	False	False	False	True	False	False	False	True	False	False	True	False	False	False	False	False	False
91	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	False	True	True	False	True	False	False	False	False	False	False

92 rows x 76 columns

Gambar 4.5 Hasil Pre-Processing

1.3. Analisa Data

Pada tahap analisa data ini, selanjutnya dilakukan untuk menentukan item yang sering di beli oleh pelanggan. Setelah diketahui item yang sering dibeli, maka dilakukan proses selanjutnya sehingga akan diketahui pola pembelian yang ada di toko avindo motor. Pada gambar 4.6 dibawah ini merupakan kode program untuk mencari item yang sering dibeli dengan menentukan nilai support minimal 0.05 dari *Google Colaboratory*.

```
#Mencari Item yang sering muncul
from mlxtend.frequent_patterns import fpgrowth
frequent_patterns=fpgrowth(df, min_support=0.05, use_colnames=True)
frequent_patterns.iloc[0:50]
```

Gambar 4.6 Kode Program Frequent Pattern

Dari gambar 4.6 kode program Frequent Pattern diatas maka akan menghasilkan item yang sering dibeli, dengan minimum nilai support 0.05 dan peneliti hanya menampilkan 50 data. Pertama yang harus dilakukan adalah mengimpor fungsi algoritma Frequent Pattern dari library. Kemudian menerapkan algoritme ke dataset yang telah dibaca untuk mengekstrak kumpulan item yang memiliki nilai minimal support 0.05. Hasil dari Frequent Pattern dapat dilihat pada tabel 4.1.

Tabel 4.1 Hasil Frequent Pattern

No	support	Jumlah Item	Itemsets
0	0.586957	54	(Mur)
1	0.391304	36	(Clip)
2	0.326087	30	(Ban Dalam)
3	0.315217	29	(Baot Roda)
4	0.250000	23	(Rantai)
5	0.217391	20	(Lampu Kota)

6	0.206522	19	(Oli Mesin)
7	0.152174	14	(Oli Kardan)
8	0.119565	11	(Rem Depan)
9	0.108696	10	(Aki Kering)
10	0.304348	28	(Kanibo)
11	0.108696	10	(Rem Belakang)
12	0.217391	20	(Spion)
13	0.206552	19	(Karet Ger)
14	0.130435	12	(Pelk)
15	0.062217	6	(Kampas)
16	0.108696	10	(Filter Udara)
17	0.163043	15	(Ger Belakang)
18	0.119565	11	(Slebor Depan)
19	0.250000	23	(Castrol)
20	0.184783	17	(Bosi)
21	0.173913	16	(Kit)
22	0.086957	8	(Cakram)
23	0.054348	5	(Oli Kardan)
24	0.141304	13	(Ban Luar)
25	0.130435	12	(Oli Shok)
26	0.108696	10	(Spion)
27	0.065217	6	(Setir)
28	0.173913	16	(Tutup Ban)
29	0.108696	10	(Dag)
30	0.108696	10	(Oli Mpx)
31	0.065217	6	(Kunci L Bintang)
32	0.054348	5	(Ganset)
33	0.173913	16	(Air Radiator)
34	0.065217	6	(Leher Roda)
35	0.108696	10	(Oli Ahm)
36	0.195652	18	(Oli Tap)
37	0.119565	11	(Aki Honda)
38	0.054348	5	(Union)
39	0.097826	9	(Dispet)
40	0.076087	7	(Tang Lancip)
41	0.076087	7	(Obeng Set)
42	0.130435	12	(Kunci Pas)
43	0.130435	12	(Air Gun)
44	0.076087	7	(Kompresor)
45	0.097826	9	(Kunci T)
46	0.086957	8	(Pahat Set)
47	0.054348	5	(Kunci Ring Set)
48	0.250000	23	(Clip,Mur)
49	0.195652	18	(Mur,Ban Dalam)

Data dibawah merupakan bentuk data 1 item yang terdiri atas *atribute* itemsets sebagai nama item, suport dan panjang item.

	support	itemsets	length
0	0.586957	(Mur)	1
1	0.391304	(Clip)	1
2	0.326087	(Ban Dalam)	1
3	0.315217	(Baot Roda)	1
4	0.250000	(Rantai)	1
5	0.217391	(Lampu Kota)	1
6	0.206522	(Oli Mesin)	1
7	0.152174	(Oli Kardan)	1
8	0.119565	(Rem depan)	1
9	0.108696	(Aki Kering)	1
10	0.304348	(Kanibo)	1
11	0.108696	(Rem Belakang)	1
12	0.217391	(Spion)	1
13	0.206522	(Karet Ger)	1
14	0.130435	(Pelek)	1
15	0.108696	(kampus)	1
16	0.065217	(Filter Udara)	1
17	0.163043	(Ger Belakang)	1
18	0.119565	(Slebor depan)	1
19	0.250000	(Castrol)	1

Gambar 4.7 Data 1 Itemset

Selanjutnya merupakan bentuk data 2 itemset yang terdiri atas *atribute* itemsets sebagai nama item, suport dan panjang item.

	support	itemsets	length
48	0.250000	(Clip, Mur)	2
49	0.195652	(Mur, Ban Dalam)	2
50	0.141304	(Clip, Ban Dalam)	2
52	0.184783	(Baot Roda, Mur)	2
53	0.173913	(Baot Roda, Ban Dalam)	2
...
275	0.054348	(Kunci Pas, Spion)	2
278	0.076087	(Mur, Air Gun)	2
279	0.065217	(Tutup Ban, Air Gun)	2
280	0.076087	(Clip, Kunci T)	2
281	0.054348	(Mur, Pahat Set)	2

154 rows × 3 columns

Gambar 4.8 Data 2 Item

	support	itemsets	length
51	0.119565	(Clip, Mur, Ban Dalam)	3
55	0.119565	(Baot Roda, Mur, Ban Dalam)	3
56	0.097826	(Baot Roda, Clip, Mur)	3
57	0.086957	(Baot Roda, Clip, Ban Dalam)	3
65	0.054348	(Rantai, Clip, Ban Dalam)	3
...
259	0.054348	(Air Radiator, Castrol, Clip)	3
260	0.065217	(Air Radiator, Clip, Mur)	3
267	0.054348	(Clip, Mur, Oli Tap)	3
276	0.065217	(Kunci Pas, Castrol, Mur)	3
277	0.076087	(Kunci Pas, Clip, Mur)	3

74 rows x 3 columns

Gambar 4.9 Data 3 Item

Untuk menampilkan item dengan nilai 3, 2, dan 1 perbedaannya hanya terletak di nilai panjang set item.

```
# mendapatkan set item dengan panjang = 2  
  
frequent_itemsets[ (frequent_itemsets['length'] == 2) &  
                  (frequent_itemsets['support'] >= 0.05) ]
```

Gambar 4.10 Kode 2 Itemset

Nilai support adalah suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu item atau itemset dari keseluruhan transaksi. Untuk menentukan nilai minimum menggunakan rumus sebagai berikut :

- a. Nilai Support 1 items

$$\text{Support } A = \frac{\text{Jumlah Transaksi } A}{\text{Jumlah Total Transaksi}}$$

b. Nilai Support 2 item

$$\text{Support } (A, B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi } A \text{ dan } B}{\text{Jumlah Total Transaksi}}$$

Perhitungan nilai support 1 item dan 2 item sebagai berikut :

- Total Transaksi : 92

$$\text{Support Mur} = \frac{54}{92} = 0.586957$$

$$\text{Support Ban Dalam} = \frac{30}{92} = 0.326087$$

$$\text{Support Mur, Ban Dalam} = \frac{18}{92} = 0.195652$$

Setelah diketahui item yang sering dibeli dan juga nilai support, maka selanjutnya mencari nilai confidence. Confidence merupakan suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antara dua item secara kondisional (Contoh: seberapa sering item B dibeli jika pembeli membeli item A) yang dinotasikan dengan rumus:

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

Sehingga perhitungan nilai confidence sebagai berikut :

$$\text{Confidence Mur} \rightarrow \text{Ban Dalam} = \frac{18}{54} = 0.333333$$

	antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence
0	(Clip)	(Mur)	0.391304	0.586957	0.250000	0.638889
1	(Mur)	(Clip)	0.586957	0.391304	0.250000	0.425926
2	(Mur)	(Ban Dalam)	0.586957	0.326087	0.195652	0.333333
3	(Ban Dalam)	(Mur)	0.326087	0.586957	0.195652	0.600000
4	(Clip)	(Ban Dalam)	0.391304	0.326087	0.141304	0.361111
5	(Ban Dalam)	(Clip)	0.326087	0.391304	0.141304	0.433333

Gambar 4.11 Hasil Fp-Growth

Lift ratio adalah suatu ukuran (parameter) untuk mengetahui kekuatan aturan asosiasi (association rule) yang telah dibentuk dari nilai support dan confidence. Nilai lift ratio biasanya digunakan sebagai penentu apakah aturan asosiasi valid atau tidak valid, berikut rumus yang digunakan :

$$\text{Expected Confidence} = \frac{\text{Jumlah Transaksi B}}{\text{Jumlah Total Transaksi}}$$

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\text{Confidence}}{\text{Expected Confidence}}$$

Dibawah ini sebagai contoh dalam perhitungan nilai lift ratio.

$$\text{Expected Confidence}(\text{Mur} \rightarrow \text{Ban Dalam}) = \frac{30}{92} = 0.326087$$

$$\text{Lift Ratio} = \frac{0.333333}{0.326087} = 1,022222$$

	antecedents	consequents	support	confidence	lift
0	(Clip)	(Mur)	0.250000	0.638889	1.088477
1	(Mur)	(Clip)	0.250000	0.425926	1.088477
2	(Mur)	(Ban Dalam)	0.195652	0.333333	1.022222
3	(Ban Dalam)	(Mur)	0.195652	0.600000	1.022222
4	(Clip)	(Ban Dalam)	0.141304	0.361111	1.107407
5	(Ban Dalam)	(Clip)	0.141304	0.433333	1.107407
6	(Clip, Mur)	(Ban Dalam)	0.119565	0.478261	1.466667
7	(Clip, Ban Dalam)	(Mur)	0.119565	0.846154	1.441595
8	(Mur, Ban Dalam)	(Clip)	0.119565	0.611111	1.561728
9	(Clip)	(Mur, Ban Dalam)	0.119565	0.305556	1.561728
10	(Mur)	(Clip, Ban Dalam)	0.119565	0.203704	1.441595

Gambar 4.12 Nilai Lift Ratio

Dalam penentuan association rules tersebut, terlebih dahulu mengimpor fungsi association rules ke *Google Colaboratory* serta untuk menentukan aturan asosiasi pada dataset yang diproses perlu menggunakan beberapa set parameter, seperti `metric="lift"` dan `min_threshold=1` dan untuk menentukan nilai lift tersebut diperoleh dari hasil pembagian antara support dan antecedent support. dimana parameter tersebut memiliki arti data yang akan ditampilkan adalah data lift yang memiliki nilai sama dengan 1. Kode untuk menentukan association rules seperti pada gambar 4.9.

```
from mlxtend.frequent_patterns import association_rules
res = association_rules(frequent_patterns, metric="lift", min_threshold=1)
res
```

Gambar 4.13 Kode Association Rules

Hasil dari gambar kode diatas akan menampilkan association rules yang di filter dengan parameter lift dengan nilai sama dengan 1.

	antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift
0	(Clip)	(Mur)	0.391304	0.586957	0.250000	0.638889	1.088477
1	(Mur)	(Clip)	0.586957	0.391304	0.250000	0.425926	1.088477
2	(Mur)	(Ban Dalam)	0.586957	0.326087	0.195652	0.333333	1.022222
3	(Ban Dalam)	(Mur)	0.326087	0.586957	0.195652	0.600000	1.022222
4	(Clip)	(Ban Dalam)	0.391304	0.326087	0.141304	0.361111	1.107407
...
763	(Air Gun)	(Tutup Ban)	0.130435	0.173913	0.065217	0.500000	2.875000
764	(Clip)	(Kunci T)	0.391304	0.097826	0.076087	0.194444	1.987654
765	(Kunci T)	(Clip)	0.097826	0.391304	0.076087	0.777778	1.987654
766	(Mur)	(Pahat Set)	0.586957	0.086957	0.054348	0.092593	1.064815
767	(Pahat Set)	(Mur)	0.086957	0.586957	0.054348	0.625000	1.064815

768 rows x 9 columns

Gambar 4.14 Hasil association Rules

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, baru dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence aturan asosiasi A ke B.

Proses mencari jumlah kombinasi dan kuatnya hubungan antara satu item dengan item yang lain dalam satu kombinasi disebut metode association rule. pembentukan association rule adalah menganalisis pola frekuensi tinggi, tahap ini mencari kombinasi yang memenuhi support yang telah ditentukan, Terlihat data kombinasi jenis yang memiliki syarat minimum dari support. Pembentukan aturan association rule, dengan mencari nilai confidence. Dimana support adalah jumlah dari kombinasi antara suatu item dengan item yang lain sedangkan confidence adalah nilai yang mendefinisikan kuat tidaknya hubungan antara item-item tersebut.

Tabel 4.2 Association rules 2 Item

Rule	$\Sigma A \& B$	A	Confidence
Jika Membeli Mur Maka Membeli Clip	23	54	0.425926
Jika Membeli Mur Dalam Maka Membeli Ban Dalam	18	54	0.333333
Jika Membeli Ban Dalam Maka Membeli Murr	18	30	0.6
Jika Membeli Clip Dalam Maka Membeli Ban Dalam	13	36	0.361444
Jika Membeli Ban Dalam Maka Membeli Clip	13	30	0.433333
Jika Membeli Baot Roda Maka Ban Dalam	16	29	0.551724
Jika Membeli Ban Dalam Maka Membeli Baot Roda	16	30	0.533333
Jika Membeli Baot Roda Maka Membeli Clip	12	29	0.413793
Jika Membeli Clip Maka Membeli Baot Roda	12	36	0.333333
Jika Membeli Clip Maka Membeli Mur	23	36	0.638889

Tabel pola kombinasi tiga item, dapat dilihat besarnya nilai *support* dan *confidence* dari calon aturan asosiasi seperti yang terlihat pada **Tabel 4.13** dibawah ini.

Tabel 4.3 Association rules 3Item

Rule	A & B	A	confidace
Jika Clip Dan Mur Maka Membeli Ban Dalam	11	23	0.478261
Jika Membeli Mur Dan Ban Dalam Maka Membeli Clip	11	18	0.611111
Jika Membeli Ban Dalam Maka Membeli Clip Dan Mur	11	30	0.366667
Jika Membeli Baot Roda Maka Membeli Mur	11	29	0.379310

Dan Ban Dalam			
Jika Membeli Clip Dan Mur Maka Akan Membeli Baot Roda	9	23	0.391304
Jika Mambeli Mur Maka Akan Membeli Baot Roda Dan Clip	9	54	0.166667
Jika Membeli Baot Roda Dan Ban Dalam Maka Akan Membeli Clip	8	16	0.5
Jika Membeli Clip Maka Membeli Baot Roda Dan Ban Dalam	8	36	0.222222
Jika Membeli Clip Dan Ban Dalam Maka Membeli Baot Roda	8	13	0.615385

Setelah mengetahui nilai dari 2 itemset dan 3 itemset, maka selanjutnya menentukan association final. Dimana parameter yang digunakan adalah nilai lift lebih besar atau sama dengan 1 dan nilai confidence lebih besar atau sama dengan 0.5. dari kedua parameter tersebut maka diperoleh hasil seperti pada tabel 4.12 dibawah.

Tabel 4.4 Association Final

Itemset	Support	Confidence	Lift
Jika membeli clip maka membeli mur	0.25	0.638889	1.088477
Jika membeli ban dalam maka membeli mur	0.195652	0.6	1.022222
Jika membeli ban dalam, clip maka membeli mur	0.119565	0.846154	1.441595
Jika membeli ban dalam dan mur maka membeli clip	0.119565	0.611111	1.561728

Jika membeli ban dalam maka membeli baot roda	0.173913	0.533333	1.691954
Jika membeli baot roda maka membeli ban dalam	0.173913	0.551724	1.691954
Jika membeli ban dalam dan baot roda maka membeli mur	0.119565	0.687500	1.171296
Jika membeli ban dalam dan mur maka membeli baot roda	0.119565	0.611111	1.938697
Jika membeli mur dan bau roda maka membeli ban dalam	0.119565	0.647059	1.984314
Jika membeli mur dan baot roda maka membeli clip	0.097826	0.529412	1.352941
Jika membeli baot roda dan clip maka membeli mur	0.097826	0.75	1.277778
Jika membeli ban dalam dan baot roda maka membeli clip	0.086957	0.5	1.277778
Jika membeli ban dalam dan clip maka membeli baot roda	0.086957	0.615385	1.952255
Jika membeli baot roda dan clip maka membeli ban dalam	0.086957	0.666667	2.044444

Berikut hasil dari penelitian yang telah dilaksanakan, kesimpulan aturan yang digunakan adalah mengambil 6 aturan yang memiliki nilai lift yang paling besar.

Tabel 4.5 Association Rules

No.	Associaton Rules
1	Jika membeli baot roda dan clip maka membeli ban dalam
2	Jika membeli mur dan bat roda maka membeli ban dalam
3	Jika membeli ban dalam dan clip maka membeli baot roda
4	Jika membeli ban dalam dan mur maka membeli baot roda

5	Jika membeli ban dalam maka membeli baot roda
6	Jika membeli baot roda maka membeli ban dalam

1.4. Penarikan Kesimpulan

Adapun hasil penelitian yang dilakukan dengan dataset selama 3 bulan di toko avindo motor, memperoleh hasil 6 association rules yang paling tinggi nilai lift. Nilai Lift Ratio adalah suatu ukuran (parameter) untuk mengetahui kekuatan aturan asosiasi (association rule) yang telah dibentuk dari nilai support dan confidence. Hasilnya sebagai berikut :

- Jika membeli baot roda dan clip maka membeli ban dalam
- Jika membeli mur dan bau roda maka membeli ban dalam
- Jika membeli ban dalam dan clip maka membeli baot roda
- Jika membeli ban dalam dan mur maka membeli baot roda
- Jika membeli ban dalam maka membeli baot roda
- Jika membeli baot roda maka membeli ban dalam.