

**PENERAPAN KAJIDAH ASOSIASI DENGAN ALGORITMA
APRIORI PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN KPRI
UNIVERSITAS BRAWIJAYA**

SKRIPSI

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Statistika

oleh :

MARIANTO SUGATRA
125090502111004



JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2019

**PENERAPAN KAIDAH ASOSIASI DENGAN ALGORITMA
APRIORI PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN KPRI
UNIVERSITAS BRAWIJAYA**

SKRIPSI

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Statistika

oleh :
MARIANTO SUGATRA
125090502111004



**JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2019**

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

**PENERAPAN METODE ASOSIASI DENGAN ALGORITMA
APRIORI PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN KPRI
UNIVERSITAS BRAWIJAYA**

oleh:
MARIANTO SUGATRA
125090502111004

**Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
pada tanggal 9 Januari 2019
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Statistika**

Dosen Pembimbing

Samingun Handovo, S.Si., M.Cs
NIP. 1973304151998021002

Mengetahui,
Ketua Jurusan Statistika
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya

Dr. RahmaFitriani, S.Si, M.Sc.
NIP. 197603281999032001

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Marianto Sugatra
NIM : 125090502111004
Jurusan : Statistika
Program Studi : Statistika
Penulis Skripsi berjudul :

PENERAPAN KAIDAH ASOSIASI DENGAN ALGORITMA APRIORI PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN KPRI UNIVERSITAS BRAWIJAYA

Dengan ini menyatakan bahwa:

1. Isi dari Skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam Skripsi ini.
2. Apabila dikemudian hari ternyata Skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung segala resiko yang akan saya terima.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 9 Januari 2019
Yang menyatakan,

Marianto Sugatra
NIM. 125090502111004

repository.ub.ac.id

**PENERAPAN KAIDAH ASOSIASI DENGAN ALGORITMA
APRIORI PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN KPRI
UNIVERSITAS BRAWIJAYA**

ABSTRAK

Perkembangan teknologi informasi merupakan dasar perubahan pola pikir keputusan dan pola analisa teknologi informasi yang menjadi sarana untuk menyelesaikan berbagai persoalan baik yang ringan maupun berat. KPRI UB merupakan suatu layanan usaha swalayan. KPRI UB masih menggunakan teknik pelaporan secara konvensional, sehingga kurang efisien dan representatif dalam melihat transaksi penjualan produk. Data mining tepat digunakan sebagai teknik menggali informasi dari data dikaitkan dengan kaidah asosiasi dan algoritma apriori untuk mendapatkan aturan asosiatif suatu kombinasi item. Penelitian ini menggunakan data transaksi penjualan di KPRI UB. Penelitian ini menggunakan kombinasi tiga *itemset*. Namun, hasil yang cenderung dikatakan baik memiliki kriteria nilai *confidence* tertinggi yaitu pada kombinasi 2 *itemset* sebesar 76,94% sedangkan dan kombinasi 3 *itemset* dengan nilai *confidence* sebesar 72,22%.

Kata kunci: Algoritma Apriori, kaidah asosiasi, *confidence*, *itemset*.

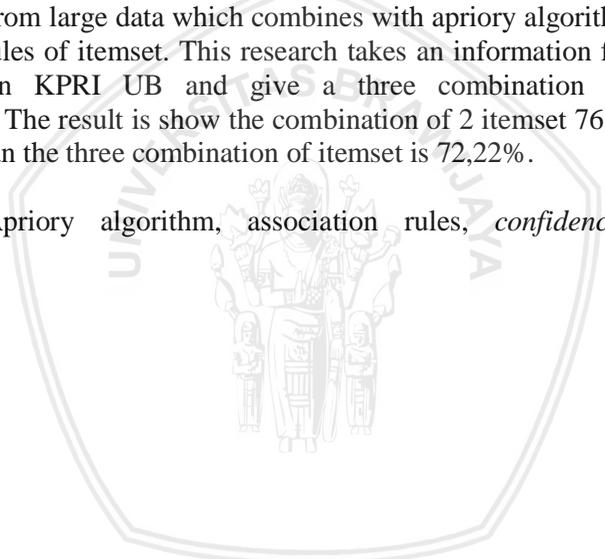
repository.ub.ac.id

SELLING TRANSACTIONS ANALYSIS USING APRIORI ASSOCIATION RULE IN KPRI UB

ABSTRACT

The development of information technology is moved fundamentally for making decisions and the patterns analysis in technology brings a solution to solve a problem, which is both easy and advanced problem. KPRI UB is a private business market which uses a conventional technique to report a transaction sheets. So it brings less efficient and does not representative in reporting a transaction of products. Data mining is right method in collecting information from large data which combines with apriory algorithm to find a association rules of itemset. This research takes an information from selling transaction in KPRI UB and give a three combination of itemset. Nevertheless, The result is show the combination of 2 itemset 76,94% which more high than the three combination of itemset is 72,22%.

Keyword: Apriory algorithm, association rules, *confidence*, *itemset*.



KATA PENGANTAR

Puji syukur ke hadirat Tuhan yang Maha Esa atas berkat dan rahmat sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains bidang Statistika.

Dalam penyusunan skripsi ini, penulis telah banyak dibantu oleh berbagai pihak. Oleh karena itu, dalam kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Samingun Handoyo, M.Cs selaku dosen pembimbing atas motivasi, waktu dan bimbingan yang telah diberikan.
2. Achmad Efendi, M.Sc, Ph.D selaku dosen penguji I dan Dr. Umu Sa'adah, M.Si selaku dosen penguji II atas waktu, ilmu dan nasihat yang telah diberikan.
3. Dr. Rahma Fitriani, M.Sc selaku Ketua Jurusan Statistika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya.
4. Achmad Efendi, M.Sc selaku Ketua Program Studi Statistika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya.
5. Seluruh jajaran dosen, staff dan karyawan Jurusan Statistika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya.
6. Keluargaku terutama Bapak, Mamak, dan Adik yang senantiasa memberikan semangat, kasih sayang, kesabaran dan doa dalam setiap langkah untuk menuntut ilmu.
7. Dia Ayu Safitri yang telah menemani keluh kesah serta perjuangan dan suka cita dalam hidup.
8. Teman-teman Statistika angkatan 2012 Universitas Brawijaya yang telah memberikan doa, dukungan, dan bantuan.
9. Diana Rosyida, S.Si dan M. Fariq Hidayat, S.Si kawan yang setia menemani, memberikan semangat, dukungan serta bantuan.
10. Semua pihak yang telah membantu dalam penyusunan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan mengingat keterbatasan kemampuan penulis. Untuk itu, dengan segala kerendahan hati penulis mengharap kritik dan saran. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi semua pihak yang membutuhkan.

Malang, Januari 2019

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERNYATAAN	iii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR LAMPIRAN	xi
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah.....	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Data Mining	5
2.1.1 Tahapan Data Mining	6
2.2 <i>Association Rule Mining</i>	7
2.3 <i>Market Basket Analysis</i>	11
2.4 <i>Algoritma Apriori</i>	11
2.4.1 <i>Large Itemset</i>	12
2.4.2 Aturan asosiasi	13
2.5 Data Transaksi Penjualan.....	15
2.6 KPRI Universitas Brawijaya.....	15
BAB III METODE PENELITIAN	
3.1 Sumber Data	16
3.2 Langkah Operasional Penelitian	16
3.3 Diagram Alir	17

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	
4.1 Statistika Deskriptif	18
4.2 Pola Perilaku Konsumen.....	21
4.2.1 Satu <i>Itemset</i>	22
4.2.2 Dua <i>Itemset</i>	22
4.2.3 Tiga <i>Itemset</i>	24
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1 Kesimpulan	29
5.2 Saran.....	29
DAFTAR PUSTAKA	31
LAMPIRAN	33



DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Market Basket Analysis	8
Gambar 2.2 <i>Flowchart</i> Algoritma Apriori	14
Gambar 2.3 Alur Pembelian Barang di KPRI UB	15
Gambar 3.1 Kerangka Operasional Penelitian	20
Gambar 4.1 Persebaran Jumlah Item yang Dibeli di KPRI UB	20
Gambar 4.2 Jumlah item yang terjual lebih dari 10 item	20
Gambar 4.3 Persebaran Support Count pada Barang yang dibeli	20
Gambar 4.4 Persebaran Support Count pada Barang yang dibeli	20



DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel4.1.StatistikaDeskriptif ItemBarang yang dibeli di KPRI UB	19
Tabel4.2.StatistikaDeskriptifSupport CountBarang yang dibeli	21
Tabel4.3.Satu Itemset dengannilaiSupport Tertinggi.....	23
Tabel 4.4.RuleDuaItemset dengannilaiSupport Tertinggi	24
Tabel 4.5.Rule TigaItemset dengannilaiSupport Tertinggi	26



DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. <i>Syntax</i> AlgoritmaApriori	33
Lampiran 2. <i>Database</i> PembelianBarang	34
Lampiran 3. <i>Output Top 10 Frequent Itemset</i> <i>AlgoritmaApriori</i> untuk 1 Item	35
Lampiran 4. <i>Output Top 10 Rule</i> AlgoritmaApriori untuk 2 Item	37



BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Data mining adalah analisis pengamatan *database* untuk menemukan hubungan yang tidak terduga dan untuk meringkas data dengan cara atau metode baru yang dapat dimengerti dan bermanfaat kepada pemilik data. Analisis *data mining* berjalan pada data yang cenderung terus membesar dan teknik terbaik yang digunakan kemudian berorientasi kepada data berukuran sangat besar untuk mendapatkan kesimpulan dan keputusan paling layak. Pada umumnya tugas utama *data mining* dibagi menjadi: deskripsi, prediksi, estimasi, klasifikasi, klusterisasi dan asosiasi.

Tugas asosiasi dalam *data mining* adalah menemukan atribut yang muncul dalam suatu waktu. Dalam dunia bisnis lebih umum disebut analisis keranjang belanja (*market basket analysis*) yaitu analisis yang sering dipakai untuk menganalisa isi keranjang belanja konsumen dalam suatu pasar swalayan. Tugas asosiasi berusaha mengungkap aturan untuk mengukur hubungan antara dua atau lebih atribut.

Algoritma *apriori* termasuk jenis aturan asosiasi pada *data mining* yang dikembangkan pertama kali oleh R. Agrawal dan R. Srikant pada tahun 1994. Algoritma *apriori* merupakan algoritma yang paling terkenal untuk menemukan pola frekuensi tinggi.

KPRI UB merupakan jaringan minimarket yang menyediakan kebutuhan pokok dan kebutuhan sehari-hari. Pada bisnis ritel, salah satu cara yang bisa dilakukan untuk mengetahui kondisi pasar (pelanggan) adalah dengan mengamati data transaksi penjualan. Data transaksi penjualan disimpan dalam basis data server dan kemudian data inilah yang diolah sehingga dihasilkan laporan penjualan. Akan tetapi, data penjualan tersebut dapat diolah lebih lanjut sehingga didapatkan informasi baru dengan memanfaatkan data transaksi penjualan yang telah tersimpan dalam database. Pihak manajemen dapat mengetahui kebiasaan pelanggan atau perilaku pelanggan mengenai barang apa saja yang sering dibeli. Cara mengetahui barang-barang yang dibeli secara bersamaan, dapat digunakan *association rule* (aturan asosiasi). Proses pencarian Asosiasi menggunakan bantuan algoritma *apriori* untuk menghasilkan pola

kombinasi item dan rules sebagai ilmu pengetahuan dan informasi penting dari data transaksi penjualan.

Pencarian pola asosiasi berawal dari pengolahan data transaksi penjualan di KPRI UB, kemudian dicari hubungan antar atribut yang dibeli. Proses pencarian asosiasi ini menggunakan bantuan algoritma apriori yang merupakan algoritma yang digunakan untuk menghasilkan *association rule* dengan pola “*if then*” yang berfungsi untuk membentuk kombinasi item yang mungkin, kemudian diuji apakah kombinasi tersebut memenuhi parameter *support minimum* dan *confidence minimum* yang merupakan nilai ambang yang diberikan oleh *user*. Dengan algoritma apriori tersebut akan menghasilkan pola kombinasi *items* dan *rules* sebagai ilmu pengetahuan dan informasi penting dari data transaksi penjual. Pola kombinasi yang item yang dihasilkan sangat bermanfaat untuk penjualan silang, desain katalog, *add-on selling*, tata letak toko dan untuk mengetahui segmentasi pelanggan. (Listriani dkk, 2016)

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan sebelumnya, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana *rule* yang dihasilkan dari pola kombinasi antar *itemset*?
2. Bagaimana hasil prediksi barang yang dibeli konsumen secara bersamaan berdasarkan nilai *confidence* dengan menggunakan algoritma apriori?

1.3. Batasan Masalah

Adapaun batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Metode data mining yang digunakan adalah Metode Asosiasi (*market basket analysis*) Data yang digunakan adalah data transaksi penjualan item.
2. Metode data mining yang digunakan adalah Metode Asosiasi (*Market Basket Analysis*)
3. Algoritma yang digunakan dalam membentuk aturan asosiasi adalah algoritma apriori.

1.4. Tujuan

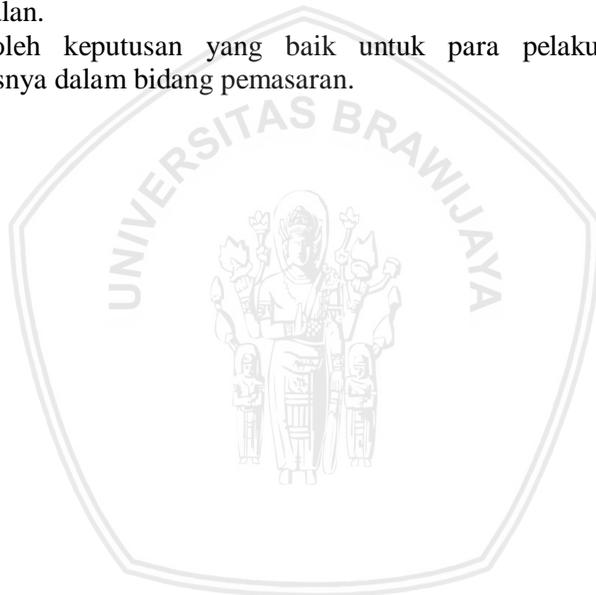
Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mengetahui penerapan algoritma apriori dalam menentukan kombinasi *itemset* untuk membantu memprediksi barang apa saja yang dibeli konsumen secara bersamaan.
2. Mengetahui *rule* yang dihasilkan dari pola kombinasi antar *itemset*.

1.5. Manfaat

Adapaun manfaat yang diperoleh dalam penelitian ini adalah:

1. Diperoleh algoritma yang sesuai untuk diterapkan pada transaksi penjualan.
2. Diperoleh keputusan yang baik untuk para pelaku bisnis khususnya dalam bidang pemasaran.





BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Data Mining

Data mining menurut Han dan Kamber (2006) ialah suatu teknik untuk mengekstrasi ataupun menggali pengetahuan dari data yang berjumlah besar. Sedangkan menurut Fadlina (2014) data mining merupakan serangkaian proses yang digunakan untuk menggali nilai lebih berupa pengetahuan yang jarang diketahui secara manual dari suatu kumpulan data.

Data mining adalah suatu istilah yang digunakan untuk menguraikan penemuan pengetahuan di dalam database. *Data mining* adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, dan *machine learning* untuk mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai database besar (Kusrini dan Luthfi, 2009). Definisi lain *data mining* adalah suatu proses menemukan hubungan yang berarti pola dan kecenderungan dengan memeriksa dalam sekumpulan besar data yang tersimpan dalam penyimpanan dengan menggunakan teknik pengenalan pola seperti teknik statistik dan matematika (Kusrini dan Luthfi, 2009).

Data mining berisi pencarian pola yang diinginkan dalam database besar untuk membantu pengambilan keputusan di waktu yang akan datang. Pola-pola ini dikenali oleh perangkat tertentu yang dapat memberikan suatu analisis data yang berguna dan berwawasan yang kemudian dapat dipelajari dengan lebih teliti, yang mungkin saja menggunakan perangkat pendukung keputusan yang lainnya. Contoh yang termasuk dalam *data mining* adalah mencari nama-nama khusus yang lazim di lokasi tertentu seperti di US (O'Brien, O'Rourke, O'Reilly di daerah Boston) dan mengelompokkan dokumen-dokumen yang sama yang diperoleh dari *search engine* menurut konteksnya (Hermawati, 2013).

Beberapa faktor yang mempengaruhi berkembangnya *data mining* antara lain:

- a. Pertumbuhan yang cepat dalam kumpulan data,
- b. Tekanan kompetisi bisnis untuk meningkatkan penguasaan pasar dalam globalisasi ekonomi,
- c. perkembangan teknologi perangkat lunak untuk *data mining*,

- d. perkembangan yang hebat dalam kemampuan komputasi dan pengembangan kapasitas media penyimpanan (Kusrini dan Luthfi, 2009).

2.1.1 Tahapan Data Mining

Istilah data mining dan *knowledge discovery databases* (KDD) sering kali digunakan secara bergantian untuk menjelaskan proses penggalian informasi tersembunyi dalam suatu basis data yang besar. Sebenarnya kedua istilah tersebut memiliki konsep yang berbeda, tetapi berkaitan satu sama lain. Dan salah satu tahapan dalam keseluruhan proses KDD adalah *data mining*. Proses KDD (*Knowledge Discovery Databases*) secara garis besar dapat dijelaskan sebagai berikut (Kusrini dan Luthfi, 2009).

a. *Data Selection*

Pemilihan (seleksi) data dari sekumpulan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalian informasi dalam *knowledge data discovery* (KDD) dimulai. Data hasil seleksi yang akan digunakan untuk proses data mining, disimpan dalam suatu berkas, terpisah dari basis data operasional.

b. *Pre-processing*

Sebelum proses data mining dapat dilaksanakan, perlu dilakukan proses *cleaning* pada data yang menjadi fokus *knowledge data discovery*. Proses *cleaning* mencakup antara lain membuang duplikasi data, memeriksa data yang inkonsisten, dan memperbaiki kesalahan pada data, seperti kesalahan cetak (*tipografi*) juga dilakukan proses *enrichment*, yaitu proses memperkaya data yang sudah ada dengan data atau informasi lain yang relevan dan diperlukan untuk KDD, seperti data atau informasi.

c. *Transformation*

Coding adalah proses transformasi pada data yang telah dipilih, sehingga data tersebut sesuai untuk proses *data mining*. Proses *coding* dalam KDD merupakan proses kreatif dan sangat tergantung pada jenis atau pola informasi yang akan dicari dalam basis data.

d. *Data mining*

Data mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau

metode tertentu. Teknik, metode, atau algoritma dalam *data mining* sangat bervariasi. Pemilihan metode atau algoritma yang tepat sangat tergantung pada tujuan dan proses KDD secara keseluruhan.

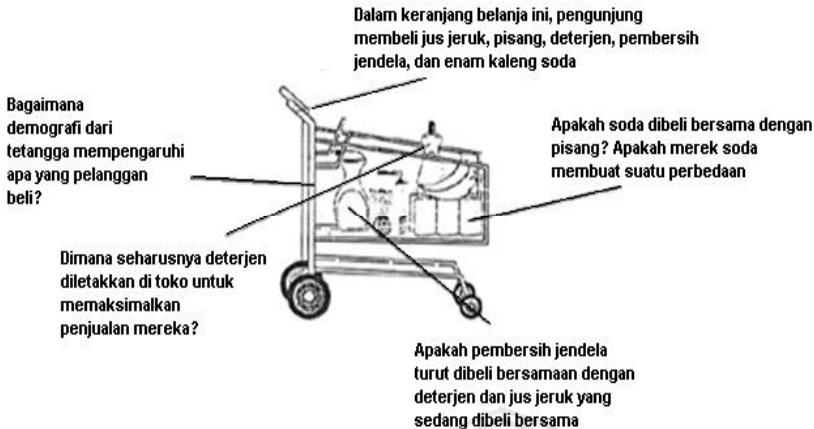
e. *Interpretation/Evaluation*

Pola informasi yang dihasilkan dari proses data mining perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Tahap ini merupakan bagian dari proses KDD yang disebut *interpretation*. Tahap ini mencakup pemeriksaan apakah pola informasi yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesis yang ada pada sebelumnya.

2.2 *Association Rule Mining*

Aturan asosiasi (*association rule*) adalah metode data mining untuk mencari suatu hubungan yang menunjukkan kondisi di dalam satu set data, yang beberapa nilai atribut akan muncul secara bersamaan. Aturan asosiasi (*association rules*) atau analisis afinitas (*affinity analysis*) berkenaan dengan studi tentang ‘apa bersama apa’. Ini bisa berupa studi transaksi di supermarket, misalnya seseorang yang membeli susu bayi juga membeli sabun mandi. Di sini berarti susu bayi bersama dengan sabun mandi. Karena awalnya berasal dari studi tentang database transaksi konsumen untuk menentukan kebiasaan suatu produk dibeli bersama produk apa, maka aturan asosiasi juga sering dinamakan *market basket analysis*.

Association Rule Mining berguna untuk untuk menentukan asosiasi pada basis data yang dapat digunakan untuk proses pengambilan keputusan (Han dan Kamber 2001). *Association Rule* merupakan suatu teknik dari data mining yang digunakan untuk menentukan aturan asosiatif antara kombinasi item. *Itemset* yang mengandung k item merupakan *k-itemset* dan itemset yang relatif sering muncul dinamakan *frequent*.



Gambar 2.1. *Market Basket Analysis*

Gambar 1. dijelaskan bahwa sebuah keranjang diisi dengan berbagai produk yang dibeli oleh seseorang di toko. Keranjang ini berisi berbagai macam produk yaitu jus, jeruk, pisang, soda, pembersih jendela, dan deterjen yang memberitahu apa yang pelanggan beli pada satu perjalanan. Satu keranjang menceritakan tentang salah satu pelanggan, tetapi semua pembelian yang dilakukan oleh semua pelanggan memiliki informasi lebih banyak. Pelanggan tidak semua sama. Setiap pelanggan membeli satu set produk yang berbeda, dalam jumlah yang berbeda, pada waktu yang berbeda setiap hari. Analisa keranjang pasar memberikan wawasan ke dalam produk dagangan dengan menceritakan produk yang cenderung sering dibeli secara bersama-sama.

Suatu aturan asosiasi dapat dikatakan penting berdasarkan dua parameter, yaitu *support* dan *confidence*. Ukuran *support* dan *confidence* menurut Larose (2005) adalah:

a. *Support*

Support adalah presentasi kombinasi item yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu *item/itemset* dari keseluruhan transaksi. Ukuran ini menentukan apakah suatu *item/itemset* layak untuk dicari *confidence*-nya (Zhau, 2012), misalkan (dari keseluruhan transaksi yang ada, seberapa besar tingkat dominasi yang menunjukkan bahwa *item A* dan *B* dibeli bersamaan). Berikut merupakan untuk mendapatkan nilai *support*:

$$Support(X) = P(X) = \frac{n(X)}{n(S)} \tag{2.1}$$

keterangan:

$n(X)$ = jumlah transaksi yang mengandung jenis barang X

$n(S)$ = jumlah transaksi total barang

Support untuk aturan asosiasi $X \Rightarrow Y$ adalah peluang bagi banyaknya kejadian dalam basis data dimana X dan Y termasuk dalam sebuah transaksi atau dapat dikatakan $support = P(X \cap Y)$. Nilai support dari dua item yang sebagai berikut:

$$Support(X \Rightarrow Y) = P(X \cup Y) = \frac{n(X \cap Y)}{n(S)} \quad (2.2)$$

keterangan:

$n(X \cap Y)$ = jumlah transaksi yang mengandung X dan Y

b. *Confidence*

Confidence untuk aturan $X \Rightarrow Y$ ialah ukuran keakuratan aturan asosiasi tersebut, dihitung melalui presentase transaksi dalam basis data yang mengandung X dan Y atau dapat dikatakan $confidence = P(Y | X)$. *Confidence* merupakan ukuran yang menunjukkan hubungan antar 2 item secara *conditional* (misal, seberapa sering item B dibeli jika orang membeli item A). *Confidence* merupakan kuatnya hubungan antara item dalam *association rule*, nilai *confidence* dari sebuah komputasi item diperoleh dengan perhitungan sebagai berikut (Zhau, 2012):

$$Confidence(X \Rightarrow Y) = P(Y | X) = \frac{P(X \cap Y)}{P(X)} \quad (2.3)$$

Keterangan:

$P(Y | X)$ = peluang Y dengan syarat X telah diketahui.

Support merupakan persentase transaksi yang mengandung X dan Y, sedangkan *confidence* merupakan persentase tingkat keyakinan pelanggan yang membeli X akan membeli Y. Misalkan nilai *support* $X \Rightarrow Y$ adalah 20% artinya 20% pelanggan akan membeli X dan Y secara bersamaan dari semua transaksi yang dianalisis. Jika nilai *confidence* $X \Rightarrow Y$ adalah 60% maka artinya adalah 20% pelanggan yang membeli X juga akan membeli Y.

Kriteria lain yang digunakan adalah nilai *lift*. *Lift* merupakan alat ukur yang baik untuk melihat seberapa baik *rule* yang dihasilkan. *Rule* yang dihasilkan dikatakan baik jika nilai *lift* lebih besar dari 1 (Berry dan Linoff, 2004). Adapun rumus untuk menghitung *lift* adalah:

$$Lift(X \Rightarrow Y) = \frac{P(XUY)}{P(X)P(Y)} \quad (2.4)$$

Menurut Liu, dkk. (1999) tipe pengerjaan algoritma *association rule mining* dibagi menjadi dua tahap. Tahap pertama ialah menemukan seluruh *large itemset* (suatu himpunan item) yang memenuhi *minsup* (*minimum support*). Tahap kedua ialah membangkitkan aturan-aturan yang memenuhi *mincof* (*minimum confidence*). Terdapat beberapa algoritma dalam *association rule mining* diantaranya ialah algoritma *apriori* dan *Frequent Patten-growth* (*FP-growth*) (Han dan Kamber, 2006).

Secara terperinci, berikut adalah langkah-langkah proses pembentukan *Association Rule* dengan algoritma *apriori* :

1. Di iterasi pertama ini, *support* dari setiap *item* dihitung dengan men-*scan database*. *Support* disini artinya jumlah transaksi dalam *database* yang mengandung satu *item* dalam *C1*. Setelah *support* dari setiap *item* didapat, Kemudian nilai *support* tersebut dibandingkan dengan minimum *support* yang telah ditentukan, jika nilainya lebih besar atau sama dengan minimum *support* maka *itemset* tersebut termasuk dalam *large itemset*. *Item* yang memiliki *support* di atas minimum *support* dipilih sebagai pola *frekuensi* tinggi dengan panjang 1 atau sering disebut *Large 1-itemset* atau disingkat *L1*.
2. Iterasi kedua menghasilkan *2-itemset* yang tiap set-nya memiliki dua item. Sistem akan menggabungkan dengan cara, kandidat *2-itemset* atau disingkat *C2* dengan mengkombinasikan semua kandidat *1-itemset* (*C1*). Lalu untuk tiap *item* pada *C2* ini dihitung kembali masing-masing *support*-nya. Setelah *support* dari semua *C2* didapatkan, Kemudian dibandingkan dengan minimum *support*. *C2* yang memenuhi syarat minimum *support* dapat ditetapkan sebagai *frequent itemset* dengan panjang 2 atau *Large 2-itemset* (*L2*).
3. *Itemset* yang tidak termasuk dalam *large itemset* atau yang tidak memenuhi nilai minimum *support* tidak diikutkan dalam iterasi selanjutnya (di *prune*).

Setelah itu dari hasil *frequent itemset* atau termasuk dalam *Large 2-itemset* tersebut, dibentuk aturan asosiasi (*association rule*)

yang memenuhi nilai *minimum support* dan *confidence* yang telah ditentukan

2.3 *Market Basket Analysis*

Market basket analysis merupakan suatu proses untuk menganalisis kebiasaan pembelian pelanggan dengan menemukan hubungan antara item-item yang dibeli pelanggan dalam keranjang belanjanya. Informasi yang ditemukan nantinya dapat digunakan untuk mengembangkan strategi pemasaran dalam supermarket sehingga dapat meningkatkan keuntungan yang didapatkan (Han dan Kember, 2006).

Sebagai contoh manager dari supermarket ingin mengetahui tentang kebiasaan pembelian pelanggannya. Sehingga akan muncul pertanyaan barang apasajakah yang sering dibeli pelanggan secara bersama-sama. Untuk menjawab pertanyaan ini, maka dapat digunakan *market basket analysis* (analisis keranjang belanja) pada data transaksinya. Selanjutnya hasil dari analisis tersebut dapat digunakan untuk merencanakan strategi pemasaran, strategi pengiklanan, atau membuat *design layout* toko yang baru.

Salah satu strategi yang dapat diterapkan yaitu item-item yang sering dibeli secara bersamaan. Dengan meletakkan item-item yang sering dibeli secara bersamaan maka diharapkan akan meningkatkan jumlah penjualan item-item tersebut. *Market basket analysis* juga dapat membantu manager supermarket untuk menentukan barang yang akan diberikan *discount*. Dengan memberikan *discount* pada suatu barang makan akan meningkatkan penjualan barang tersebut dan juga barang-barang lain yang berhubungan.

2.4 *Algoritma Apriori*

Menurut Agrawal dan Srikant (1994) algoritma *apriori* membentuk suatu kandidat *itemset* yang kemudian di *generate* menjadi *large itemset*. Apriori menggunakan metode iteratif dimana *k-itemset* digunakan untuk menentukan $(k+1)$ *itemset*. Langkah awal dalam algoritma apriori yang harus dilakukan adalah melakukan *scanning* data untuk menemukan *support* untuk setiap *I-itemset*. Item yang memenuhi *minimum support* saja yang akan dilakukan analisis lebih lanjut. Item yang memnuhi *minimum support* misalnya dinotasikan dengan L_1 . L_1 akan digunakan untuk menemukan L_2 . L_2 akan digunakan untuk menemukan L_3 , dan seterusnya sampai tidak

ada k -itemset yang dapat dibentuk. Untuk menemukan L_k dibutuhkan satu kali *full scanning database*.

2.4.1 Pembentukan *Large Itemset*

Dilakukan dengan mencari seluruh kombinasi dari item-item yang memiliki *support* diatas *minsup* yang telah di tentukan. Kombinasi dari item-item tersebut yang di namakan dengan *large itemset*. Agrawal dan Srikant (1994) pembentukan *large itemset* dapat dilakukan berdasarkan algoritma *apriori* sebagai berikut:

C_K : kandidat itemset dengan ukuran K

L_K : large itemset dengan ukuran K

\hat{d} : data seluruh transaksi

```

L1 = {large 1-itemset};
for (K=2; LK-1 ≠ ∅; k++) do begin
    Ck = apriori-gen(LK-1);
    forall transaksi t ∈  $\hat{d}$  do begin
        Ct = subset (Ck, t);
        forall candidates c ∈ Ct do
            c.count++;
        end
        Lk = {c ∈ Ck | c.count ≥ minsup}
    end
    Answer = Yk Lk;

```

Langkah selanjutnya ialah membentuk *candidate k-itemset* dalam fungsi *apriorigen(L_{k-1})* yang terdiri atas dua tahap yaitu *join step* dan *prune step* (Han dan Kamber, 2006).

1. *Join Step* (Penggabungan)

Pada proses ini, setiap item dikombinasikan dengan item lainnya sampai tidak terbentuk kombinsi lagi. Tahapan *join step* adalah sebgai berikut:

```

insert into Ck
select p.item1, p.item2, ..., p.itemk-1, q.itemk-1
from LK-1 P, LK-1 q
where p.item1 = q.item1, ... ..., p.itemk-2 = q.itemk-2,
p.itemk-1 < q.itemk-1;

```

2. *Purne Step* (Pemangkasan)

Pada proses ini, hasil dari item yang dikombinasikan tadi kemudian dipangkas dengan menggunakan *minimum support*

yang telah ditentukan user. Tahapan yang kedua ialah *prune step* yang dilakukan sebagai berikut:

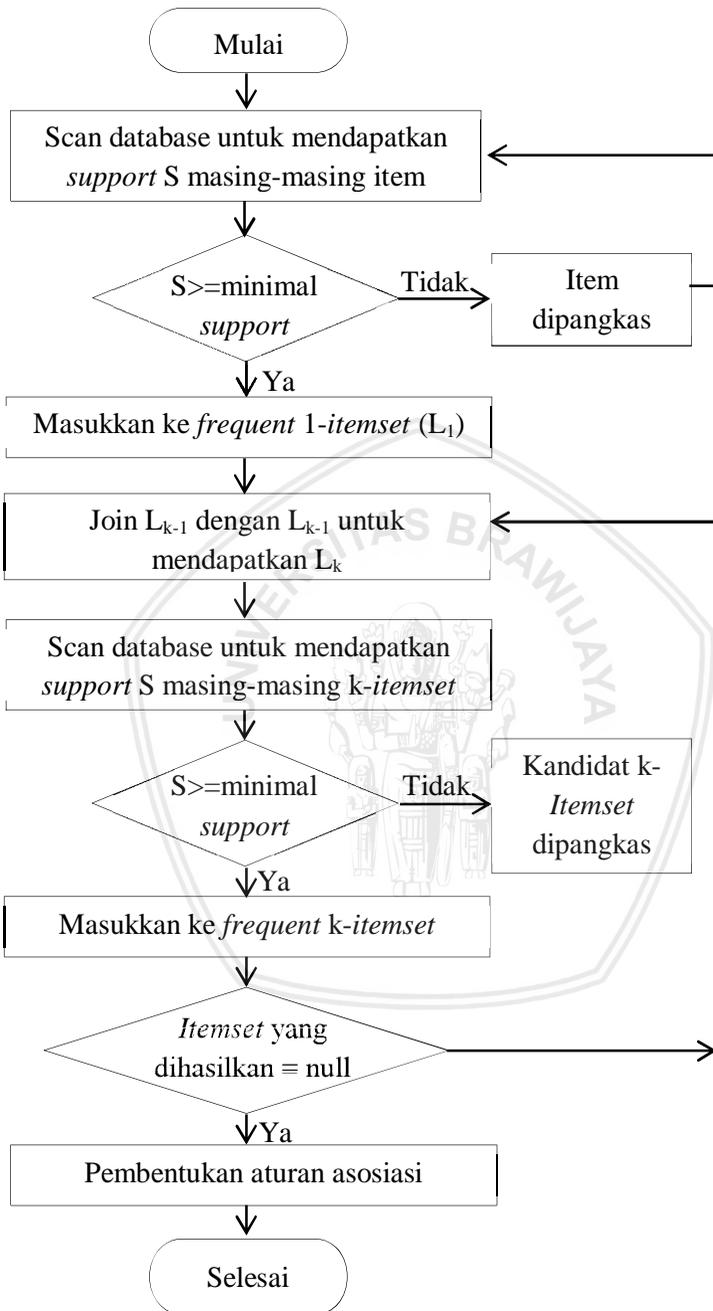
```
forall itemsets  $c \in C_k$  do  
  forall ( $k-1$ ) subsets  $s$  of  $c$  do  
    if ( $s \in L_{k-1}$ ) then  
      delete  $c$  from  $C_k$ ;
```

2.4.2 Pembentukan aturan asosiasi

Menurut Agrawal dan Srikant (1994) aturan asosiasi diperoleh dari *large itemset* yang memiliki nilai *confidence* yang lebih besar atau sama dengan nilai *minconf* (*minimum confidence*).

Algoritma apriori secara lebih jelas akan ditampilkan dalam bentuk *flowchart* seperti pada Gambar 2.1.





Gambar 2.2. Flowchart Algoritma Apriori

2.5 Data Transaksi Penjualan

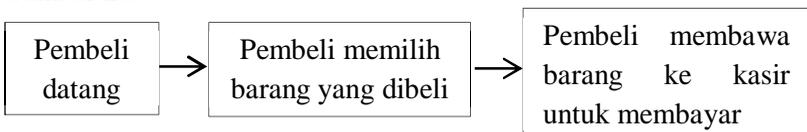
Secara umum transaksi ialah kejadian ekonomi atau keuangan yang saling melakukan pertukaran, pinjam meminjam atas berdasarkan suka sama suka ataupun berdasarkan ketetapan hukum atau syariah yang melibatkan dua pihak atau lebih (Zulkifli, 2003). Sedangkan dalam Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI) transaksi ialah persetujuan jual beli antara pihak pembeli dan pihak penjual dalam suatu perdagangan. Berdasarkan pengertian transaksi di atas maka dapat disimpulkan data transaksi ialah suatu data yang berisi tentang pertukaran pinjam meminjam ataupun jual beli yang melibatkan minimal dari dua pihak.

2.6 KPRI Universitas Brawijaya

KPRI Universitas Brawijaya didirikan pada tanggal 12 Mei 1969 dan beralamat di jalan MT. Haryono nomor 169 Kota Malang. KPRI UB berazaskan Pancasila dan Undang-undang Dasar 1945. Visi KPRI UB adalah menjadikan pusat layanan ekonomi dalam rangka peningkatan kesejahteraan anggota dan masyarakat dengan berbasis komitmen pada kejujuran, keterbukaan dan tanggung jawab sosial, sedangkan misinya adalah mengembangkan organisasi dan usaha yang memberikan nilai tambah pada peningkatan kesejahteraan anggota, karyawan dan masyarakat.

KPRI UB memiliki dua divisi yaitu simpan pinjam dan perdagangan umum. Untuk divisi simpan pinjam dibagi menjadi dua unit yaitu simpanan dan pinjaman, serta produk terbaru KPRI mengeluarkan pembiayaan syariah dan tabungan syariah. Sementara pada divisi perdagangan umum menyediakan berbagai produk kebutuhan anggota dan masyarakat, antara lain bahan pokok, barang pecah belah, elektronik, rumah batik, aneka sandang, galeri karpet, aksesoris dan alat tulis.

Adapun alur pembelian barang di KPRI UB dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3. Alur Pembelian Barang di KPRI UB





BAB III METODE PENELITIAN

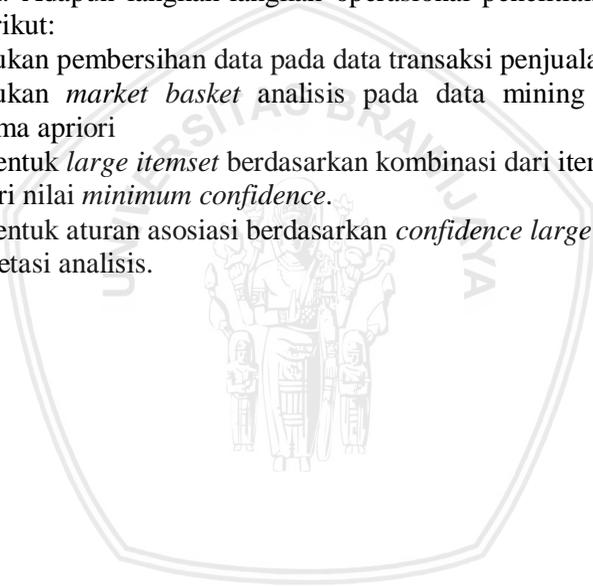
3.1 Sumber Data

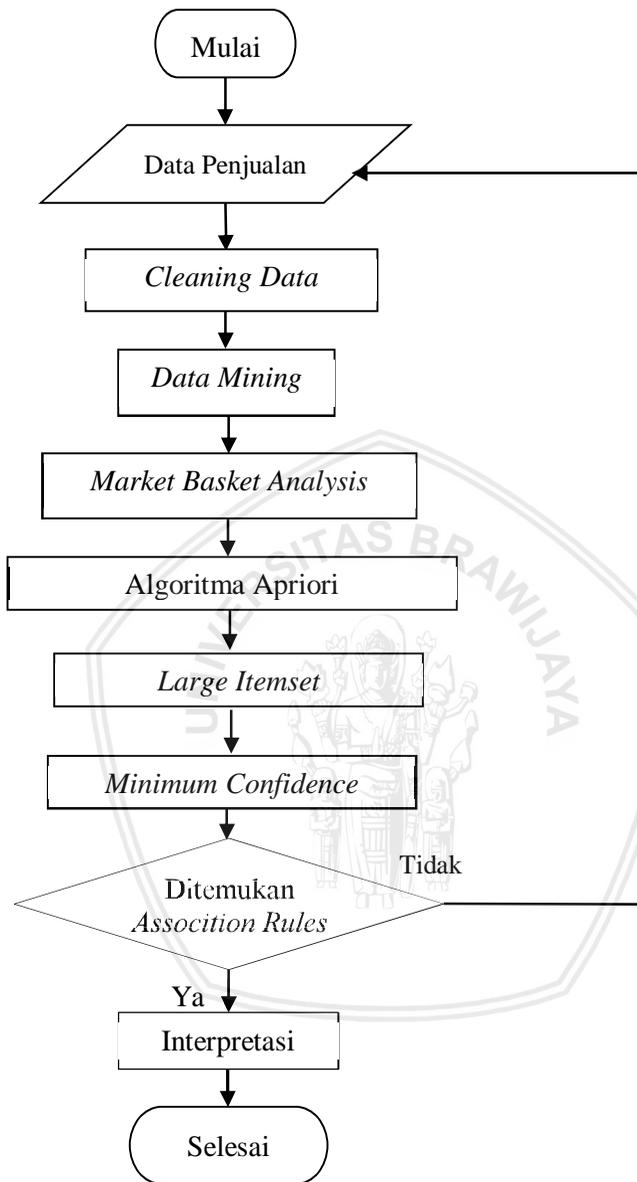
Sumber data pada penelitian ini adalah data sekunder minimarket Koperasi Pegawai Republik Indonesia (KPRI) Universitas Brawijaya Malang. Data yang digunakan ialah data transaksi penjualan KPRI UB pada tahun 2017.

3.2 Langkah Operasional Penelitian

Software yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah *software* R. Adapun langkah-langkah operasional penelitian adalah sebagai berikut:

1. Melakukan pembersihan data pada data transaksi penjualan.
2. Melakukan *market basket* analisis pada data mining dengan algoritma apriori
3. Membentuk *large itemset* berdasarkan kombinasi dari item-item
4. Mencari nilai *minimum confidence*.
5. Membentuk aturan asosiasi berdasarkan *confidence large itemset*
6. Interpretasi analisis.





Gambar 3.1. Kerangka Operasional Penelitian

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Statistika Deskriptif Persebaran Pembelian Konsumen

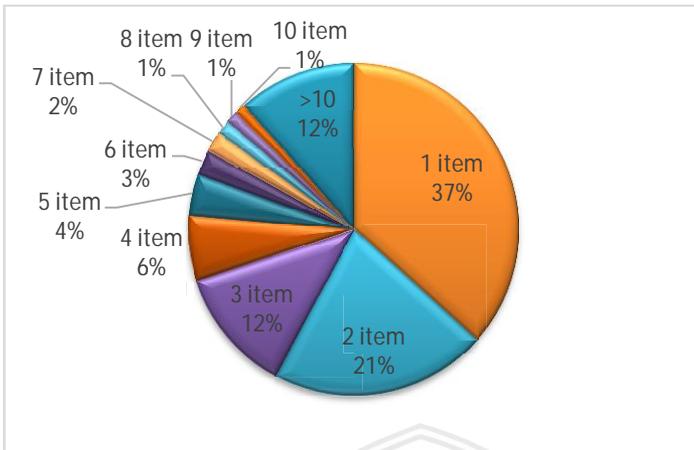
Pada analisis yang dilakukan terdapat satu jenis barang yang diolah yaitu data barang detail. Berdasarkan data yang diperoleh dari KPRI UB mengenai barang yang dibeli pada bulan Mei 2017 terdapat 14.447 transaksi dan 8.315 jenis barang yang dibeli. Berikut ini adalah statistika deskriptif untuk barang detail yang dibeli di KPRI UB.

Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Item Barang yang dibeli di KPRI UB

Parameter	Nilai
Minimum	1
Maksimum	164
Rata-rata	5,054
Modus	1
Median	2

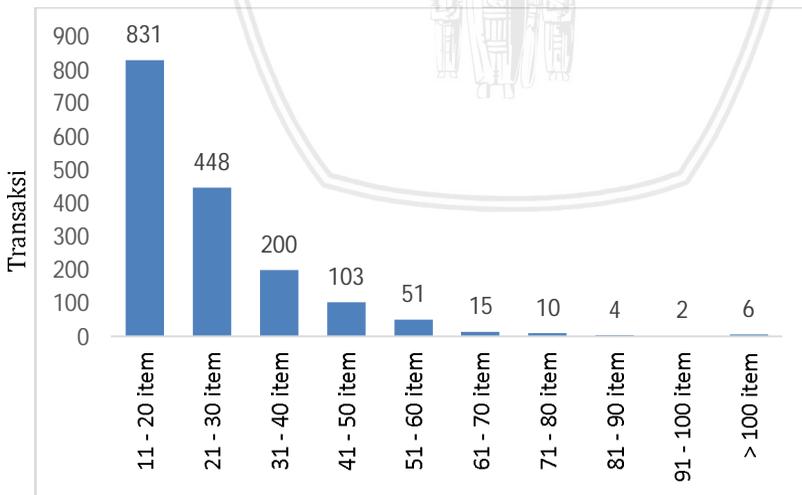
Berdasarkan Tabel 4.1 dapat diketahui bahwa pada transaksi yang dilakukan konsumen KPRI UB, jumlah item paling sedikit dibeli adalah 1 item dan paling banyak adalah 164 item. Jumlah item yang paling banyak dibeli adalah 1 transaksi. Median dari jumlah item yang dibeli dalam transaksi 2 item barang. Dari keseluruhan transaksi, rata-rata jumlah item yang dibeli konsumen adalah 5-6 item barang.

Persebaran pembelian item di KPRI UB dapat dilihat pada Gambar 4.2. Berdasarkan diagram lingkaran terlihat bahwa persebaran pembelian item di KPRI UB tidak merata. Konsumen masih sedikit melakukan pembelian untuk keperluan bulanan. Hal ini ditunjukkan dengan persentase pembelian lebih dari 10 item hanya sebesar 12% dari total transaksi. Sedangkan persentase pembelian terbesar yakni pada pembelian 1 item dengan persentase 37% dari total transaksi, selanjutnya disusul dengan pembelian 2 item dengan persentase pembelian sebesar 21%. Persebaran pembelian item di KPRI UB secara lengkap dapat dilihat pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1. Persebaran Jumlah Item yang Dibeli di KPRI UB

Berdasarkan persentase pembelian item, dapat dinyatakan bahwa persentase pembelian 1 item barang mendominasi pada transaksi di KPRI UB sebesar 37% dan 2 item sebesar 21% transaksi dari total transaksi sebanyak 14.447. Selain itu pembelian 3 item dan lebih dari 10 item persentase transaksi adalah 12%. Hal ini menyatakan bahwa intensitas konsumen dalam pembelian item dengan lebih dari 10 item masih relatif rendah sehingga perlu strategi untuk meningkatkan volume item yang terjual.



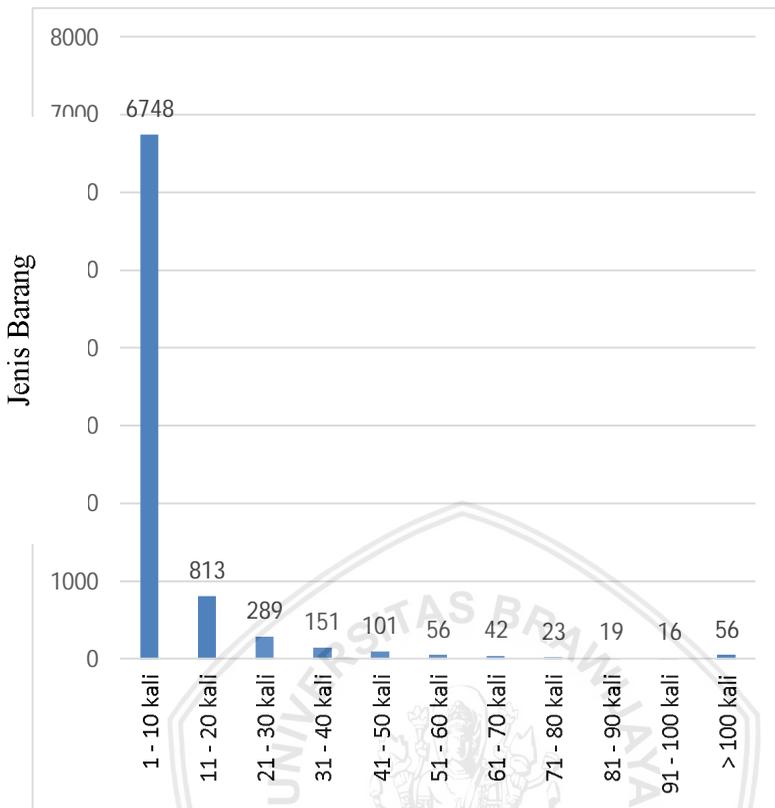
Gambar 4.2. Jumlah item yang terjual lebih dari 10 item

Seperti yang telah disebutkan sebelumnya, terdapat 14.447 transaksi yang telah dilakukan di KPRI UB, 12% adalah transaksi yang dilakukan untuk membeli 10 lebih item. Berdasarkan Gambar 4.3 dapat diketahui bahwa pada pembelian 11 – 20 item terdapat 831 transaksi, selanjutnya disusul dengan pembelian 21 – 30 item terdapat 448 transaksi. Jumlah ini tergolong sedikit, sebab jumlah keseluruhan transaksi yang dilakukan sebanyak 14.447 transaksi. Selanjutnya pembelian item lebih dari 100 item terdapat 6 transaksi. Jumlah transaksi pada pembelian lebih dari 10 item secara lebih lengkap dapat dilihat pada Gambar 4.3. Berikut ini adalah statistika Deskriptif dari *support count* item yang dibeli konsumen.

Tabel 4.2 Statistika Deskriptif *Support Count* Barang yang dibeli KPRI UB

Parameter	Nilai
Minimum	1
Maksimum	1143
Rata-rata	8,782
Modus	1
Median	3

Berdasarkan Tabel 4.2 *Support count* menyatakan bahwa tingkat dominasi *item* atau *itemset*. Terdapat jenis barang yang dibeli satu kali dari 14.447 transaksi. Rata-rata jumlah pembelian dari setiap barang adalah 8-9. Sedangkan nilai maksimum *support count* adalah 1.143, artinya dari 8-9 jenis barang yang dibeli konsumen terdapat 1 jenis barang yang dibeli sebanyak 1.143 kali. Hal ini menyatakan bahwa dominasi dari pembelian barang di KPRI UB dilihat dari nilai modus sebanyak 1 barang, namun berdasarkan nilai median yaitu sebanyak 3 barang menjadi dominasi pembelian konsumen. Berikut ini adalah persebaran jumlah pembelian dari setiap item barang yang dibeli di KPRI UB yang ditunjukkan pada Gambar 4.4.



Gambar 4.3. Persebaran *Support Count* pada Barang yang Dibeli

Gambar 4.3 menunjukkan persebaran *support count* dari 8315 barang yang dibeli konsumen KPRI UB. Berdasarkan Gambar 4.4 terlihat bahwa ada 6.748 yang hanya dibeli satu sampai 10 kali dalam sebulan. Selanjutnya terdapat 813 barang dari 8315 jenis barang yang dibeli selama bulan Mei 2017 yang dibeli sebelas sampai 20 kali. Sedangkan barang yang dibeli 100 kali selama bulan Mei 2017 hanya terdapat 56 jenis barang dari 8315 barang.

4.2 Pola Perilaku Konsumen dengan Algoritma Apriori

Algoritma yang digunakan dalam analisis pola pembelian konsumen pada KPRI UB adalah algoritma apriori. Pada penelitian ini minimal *support* yang digunakan adalah 0,1%. Pada nilai minimum *support* 0,1%, *itemset* yang dihasilkan hingga tiga *itemset*.

4.2.1 Satu *Itemset*

Pada algoritma apriori untuk barang yang dibeli di KPRI UB, jumlah *frequent itemset* yang dihasilkan pada 1 *itemset* adalah 1.031. berikut ini adalah 5 hasil *item* yang *frequent itemset* dengan nilai *support* tertinggi yang dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3. Satu *Itemset* dengan nilai *Support* Tertinggi

No	Items	Support
1	Aqua air mineral botol 600ml	0,06495
2	Club air mineral botol 600ml	0,03581
3	Le minerale btl.600ml	0,03490
4	Gula pasir lokal 1kg	0,03084
5	Indomie goreng special 85gr	0,01954

Berdasarkan Tabel 4.3, nilai *support* tertinggi yang dihasilkan adalah 6,496% atau sebanyak 938 kali pembelian. Pada satu *itemset*, barang paling sering dibeli adalah aqua air mineral botol 600 ml. Selanjutnya, barang sering dibeli nomer dua adalah club air mineral botol 600 ml dengan nilai *support* sebesar 3,581% atau sebanyak 517 kali pembelian. Item le minerale botol 600 ml dibeli dalam 3,49% dari total transaksi atau sebanyak 504 kali pembelian. Item gula pasir lokal 1 kg dibeli dalam 3,084% dari total transaksi atau sebanyak 446 kali pembelian. Item kelima yang sering dibeli konsumen adalah indomie goreng special 85 gr. Indomie goreng special 85 gr telah dibeli sebanyak 1,954% dari total transaksi atau sebanyak 282 kali.

4.2.2 Dua *Itemset*

Pada algoritma apriori untuk barang yang dibeli di KPRI UB, dengan menggunakan nilai minimum *support* sebesar 0,1% dan nilai minimum *confident* sebesar 10% maka *rule* yang dihasilkan sebanyak 253 pada dua *itemset*. Berikut ini adalah 5 *rule* dengan nilai *support* tertinggi yang dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4. *Rule* Dua *Itemset* dengan nilai *Support* Tertinggi

No	LHS	RHS	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>	<i>Lift</i>
1	Club air mineral botol 600ml	Aqua air mineral botol 600ml	0,0054	0,1514	2,3313
2	Indomie soto mie reguler 70gr	Indomie goreng special 85gr	0,0029	0,5200	26,6102
3	Indomie goreng special 85gr	Indomie soto mie reguler 70gr	0,0029	0,1503	26,6102
4	Beras mentari 25kg	Gula pasir lokal 1kg	0,0027	0,3529	11,4454
5	Emping blinjo kpri-ub 500gr	Kacang tanah kupas kpri-ub 1kg	0,0027	0,3582	40,1421

Nilai *support* menunjukkan seberapa sering item dalam LHS item dalam RHS dibeli secara bersama-sama dalam transaksi. Sedangkan nilai *confidence* menunjukkan seberapa besar keyakinan konsumen yang membeli item pada LHS juga akan membeli item pada RHS. *Rule* yang memiliki nilai *confidence* tertinggi terdapat pada rule ke 145 yaitu sebesar 0,7694, dengan item LHS adalah *Lux ts blue aqua sparkle* 85 gr dan item RHS adalah *Lux ts pink soft touch* 85 gr.

Hubungan antar LHS dan RHS yang dihasilkan dikatakan signifikan apabila memiliki nilai *lift* lebih dari 1. *Rule* dengan nilai *lift* lebih besar menandakan adanya hubungan antar LHS dan RHS yang lebih signifikan. Dari 253 *rule* yang dihasilkan pada 2 *itemset*, semua *rule* tersebut memiliki nilai lebih dari 1.

Rule pertama yang dihasilkan yaitu jika konsumen membeli club air mineral botol 600ml maka konsumen tersebut juga akan membeli aqua air mineral botol 600ml. Sebesar 0,54% transaksi dilakukan konsumen untuk membeli item club air mineral botol 600ml dan aqua air mineral botol 600ml secara bersama-sama. Terdapat 15,14% transaksi yang dilakukan konsumen untuk membeli club air mineral botol 600ml juga akan membeli aqua air mineral botol 600ml dalam transaksi.

Pada *rule* kedua, jika konsumen membeli indomie soto mie reguler 70 gr maka konsumen tersebut juga akan membeli indomie goreng special 85gr. 0,29% dari transaksi yang dianalisis, pelanggan membeli indomie soto mie reguler 70 gr dan indomie goreng special 85gr secara bersama-sama. Dan sebesar 52% konsumen yang membeli indomie soto mie reguler 70gr juga akan membeli indomie goreng special 85gr.

Rule ketiga adalah jika konsumen membeli indomie goreng special 85gr maka konsumen tersebut juga akan membeli indomie soto mie reguler 70gr. Terdapat 0,29% transaksi yang dilakukan konsumen untuk membeli indomie goreng special 85 gr dan indomie soto mie reguler 70 gr secara bersama-sama. Tingkat kepercayaan konsumen yang membeli indomie goreng special 85 gr juga akan membeli indomie soto mie reguler 70 gr adalah sebesar 15,03%.

Rule keempat yang didapatkan adalah jika konsumen membeli beras mentari 25 kg maka konsumen tersebut juga akan membeli gula pasir lokal 1 kg. Terdapat 0,27% dari transaksi yang telah dilakukan, konsumen membeli beras mentari 25 kg dan gula pasir lokal 1 kg secara bersama-sama. Dari semua transaksi yang dilakukan untuk membeli beras mentari 25 kg, 35,29% diantaranya juga membeli gula pasir lokal 1 kg.

Pola pembelian yang kelima yaitu jika konsumen membeli emping blinjo kpri-ub 500 gr maka konsumen tersebut akan membeli kacang tanah kupas kpri-ub 1 kg. Terdapat 0,27% transaksi yang dilakukan konsumen untuk membeli emping blinjo kpri-ub 500 gr dan membeli kacang tanah kupas kpri-ub 1 kg secara bersama-sama. Tingkat kepercayaan atau *confidence* menyatakan bahwa konsumen yang membeli emping blinjo kpri-ub 500 gr juga akan membeli kacang tanah kupas kpri-ub 1 kg adalah sebesar 0,3582 atau 35,82%.

4.2.3 Tiga Itemset

Pada algoritma apriori untuk barang yang dibeli di KPRI UB, dengan menggunakan nilai minimum *support* sebesar 0,1% dan nilai minimum *confident* sebesar 50% maka *rule* yang dihasilkan sebanyak 22 pada tiga *itemset*. Berikut ini adalah 5 *rule* dengan nilai *support* tertinggi yang dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5. *Rule* Tiga *Itemset* dengan nilai *Support* Tertinggi

No	LHS	RHS	Support	Confidence	Lift
----	-----	-----	---------	------------	------

1	Beng-beng wafer reguler 22gr Roma gandum sand susu & ckl.39gr	Club air mineral botol 600ml	0,0015	0,7222	20,1698
2	Club air mineral botol 600ml Roma gandum sand susu & ckl.39gr	Beng-beng wafer reguler 22gr	0,0015	0,6500	57,5445
3	Beng-beng wafer reguler 22gr Club air mineral botol 600ml	Roma gandum sand susu &cklt. 39gr	0,0015	0,5909	134,1364
4	Better vanilla 22gr Roma gandum sand susu & ckl.39gr	Club air mineral botol 600ml	0,0014	0,8000	22,3420
5	Better vanilla 22gr Club air mineral botol 600ml	Roma gandum sand susu &cklt.39gr	0,0014	0,8000	181,6000

Pada 3 *itemset* terdapat dua item yang menjadi LHS dan satu item menjadi RHS. Nilai *support* menunjukkan seberapa sering item dalam LHS item dalam RHS dibeli secara bersama-sama dalam transaksi. Sedangkan nilai *confidence* menunjukkan seberapa besar keyakinan konsumen yang membeli item pada LHS juga akan membeli item pada RHS. *Rule* yang memiliki nilai *confidence* tertinggi terdapat pada rule ke 14 yaitu sebesar 0,8333, dengan item LHS adalah aqua air mineral botol 600 ml dan roma gandum sand.susu&coklat 39 gr, sedangkan item RHS adalah aqua air mineral botol 600 ml.

Hubungan antar LHS dan RHS yang dihasilkan dikatakan signifikan apabila memiliki nilai *lift* lebih dari 1. *Rule* dengan nilai *lift* lebih besar menandakan adanya hubungan antar LHS dan RHS yang lebih signifikan. Dari 22 *rule* yang dihasilkan pada 3 *itemset*, semua *rule* tersebut memiliki nilai lebih dari 1.

Rule pertama yang dihasilkan yaitu jika konsumen membeli beng-beng wafer reguler 22gr dan roma gandum sand susu & ckl.39gr maka konsumen tersebut juga akan membeli club air mineral botol 600ml. Sebesar 0,15% transaksi dilakukan konsumen untuk membeli item beng-beng wafer reguler 22gr, roma gandum sand susu & ckl.39gr, dan club air mineral botol 600ml secara bersama-sama. Terdapat 72,22% transaksi yang dilakukan konsumen untuk membeli beng-beng wafer reguler 22gr dan roma gandum sand susu dan ckl.39gr juga akan membeli club air mineral botol 600ml dalam transaksi.

Pada *rule* kedua, jika konsumen membeli club air mineral botol 600ml dan roma gandum sand susu & ckl.39 gr maka konsumen tersebut juga akan membeli beng-beng wafer reguler 22 gr. 0,15% dari transaksi yang dianalisis, pelanggan membeli club air mineral botol 600 ml, roma gandum sand susu & ckl.39 gr, dan beng-beng wafer reguler 22 gr secara bersama-sama. Dan sebesar 65% konsumen yang membeli club air mineral botol 600ml dan roma gandum sand susu & ckl.39gr juga akan membeli beng-beng wafer reguler 22 gr.

Rule ketiga adalah jika konsumen membeli beng-beng wafer reguler 22 gr dan club air mineral botol 600ml maka konsumen tersebut juga akan membeli roma gandum sand susu & ckl. 39 gr. Terdapat 0,15% transaksi yang dilakukan konsumen untuk membeli beng-beng wafer reguler 22 gr, club air mineral botol 600ml, dan roma gandum sand susu & ckl. 39 gr secara bersama-sama. Tingkat kepercayaan konsumen yang membeli beng-beng wafer reguler 22 gr dan club air mineral botol 600ml juga akan membeli roma gandum sand susu & ckl. 39 gr adalah sebesar 59,09%.

Rule keempat yang didapatkan adalah jika konsumen membeli better vanilla 22 gr dan roma gandum sand susu & ckl.39 gr maka konsumen tersebut juga akan membeli club air mineral botol 600 ml. Terdapat 0,14% dari transaksi yang telah dilakukan, konsumen membeli better vanilla 22 gr, roma gandum sand susu & ckl.39 gr, dan club air mineral botol 600 ml secara bersama-sama. Dari semua transaksi yang dilakukan untuk membeli better vanilla 22 gr dan

roma gandum sand susu & ckt.39 gr, 80% diantaranya juga membeli club air mineral botol 600 ml.

Pola pembelian yang kelima yaitu jika konsumen membeli better vanilla 22gr dan club air mineral botol 600 ml maka konsumen tersebut akan membeli roma gandum sand susu & ckt.39 gr. Terdapat 0,14% transaksi yang dilakukan konsumen untuk membeli better vanilla 22gr, club air mineral botol 600 ml, dan roma gandum sand susu & ckt.39 gr secara bersama-sama. Tingkat kepercayaan bahwa konsumen yang membeli better vanilla 22 gr dan club air mineral botol 600 ml juga akan membeli roma gandum sand susu & ckt.39 gr adalah sebesar 80%.



BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Adapun kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah:

1. Pada kasus ini, dalam menerapkan algoritma pada kasus ini digunakan minimum *support* 0,1% sehingga didapatkan kombinasi sampai 3 *itemset*. Jumlah *frequent itemset* yang dihasilkan pada 1 *itemset* adalah 1.031. Pada 2 *itemset rule* dihasilkan sebanyak 253. Selanjutnya *rule* yang dihasilkan sebanyak 22 pada tiga *itemset*.
2. Pada 2 *itemset*, pola pembelian dengan nilai *confidence* tertinggi adalah sebesar 76,94% transaksi yang dilakukan konsumen untuk membeli *Lux ts blue aqua sparkle* 85 gr juga akan membeli *Lux ts pink soft touch* 85 gr dalam transaksi. Pada 3 *itemset*, pola pembelian dengan nilai *confidence* tertinggi adalah sebesar 72,22% transaksi yang dilakukan konsumen untuk membeli beng-beng wafer reguler 22gr dan roma gandum sand susu & ckl.39gr juga akan membeli club air mineral botol 600ml dalam transaksi.

5.2 Saran

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang diberikan, yaitu:

- a. Item-item yang sering dibeli bersama-sama oleh konsumen diletakkan pada tempat yang berdekatan agar mampu meningkatkan penjualan.
- b. Untuk meningkatkan nilai kebaikan model yang dihasilkan, disarankan menggunakan data pembelian pada *retail* yang digunakan sebagai tempat belanja bulanan konsumen.
- c. Pada penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menggunakan algoritma yang lain.



DAFTAR PUSTAKA

- Agrawal, R. dan Srikant, R. 1994. *Fast Algorithms for Mining Association Rules*. San Jose, USA.
- Agrawal, R. dan Srikant, R. 1994. *Fast Algorithm for Mining Association Rules*. In *Proceedings of the International Conference on Very Large Data Bases*.
- Connolly, T.M. dan Begg, C.E. 2005. *Database System : A Practical Approach to Design, Implementation, and Management Fourth Edition*. Addison Wesley, Longman Inc. USA
- Dewi, I., Setyaningrum H.A, dan Fenty, E. 2016. Penerapan Metode Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori Pada Aplikasi Analisa Pola Belanja Konsumen (Studi Kasus Toko Buku Gramedia Bintaro). Jakarta. *Jurnal Teknik Informatika (UIN Jakarta)*, Vol. 9, No. 2
- Erwin. 2009. Analisis Market Basket dengan Algoritma Apriori dan Algoritma P-Growth. *Jurnal Generik*, hal. 26-30.
- Fadlina. 2014. "Data Mining Untuk Analisa Tingkat Kejahatan Jalanan Dengan Algoritma Association Rule Metode Apriori". *Jurnal Informasi dan Teknologi Ilmiah (INTI)*, Vol. 3, No. 1, pp 144-154.
- Han, J, dan Kamber, M. 2006. *Data Mining Concepts and Techniques Second Edition*. San Francisco, USA.
- Hermawati, F.A. 2013. *Data Mining*. Andi Offset. Yogyakarta.
- Kusrini dan Luthfi, E.T. 2009. *Algoritma Data Mining*, Andi Offset. Yogyakarta.
- Kadir, A. 2003. *Pengenalan Sistem Informasi*. Andi Offset. Yogyakarta..
- Larose D.T. 2005. *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*. Wiley-Interscience .New Jersey, USA.
- Listriani, D., Setyaningrum, A.H., dan Eka, F. 2016. Penerapan Metode Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori Pada

- Aplikasi Analisa Pola Belanja Konsumen (Studi Kasus Toko Buku Gramedia Bintaro). *Jurnal Teknik Informatika UIN Syarif Hidayatullah*, Vol. 9 No.2, Hal. 120-127.
- Liu B, Hsu W, Ma Y. 1999. *Pruning and Summarizing the Discovered Association*. ACM SIGKDD. San Diego, USA.
- Pathresia, A. 2012. *Implementasi Data Mining dengan Association Rule dalam pengambilan keputusan Untuk korelasi pengambilan Produk Menggunakan Algoritma Apriori*. Skripsi: Ekstensi S1 Ilmu Komputer Universitas Sumatera Utara. Tidak dipublikasikan.
- Suprasetyo, F,A. 2012. *Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Frequent-Pattern-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Barang Hariandi Swalayan XYZ*. Skripsi: Sistem Informasi Fakultas Teknik Universitas Negeri Gorontalo. Tidak dipublikasikan.
- Sutanta, E. 2004. *Sistem Basis Data*. Graha Ilmu. Yogyakarta.
- Wahyu, E. dan Tyas, D. 2008. Penerapan metode association rule menggunakan algoritma apriori untuk analisa pola data hasil tangkapan ikan. *Jurnal Program Studi Ilmu Komputer*, Universitas Brawijaya Malang. 1(2): hal. 1-4.
- Zhao Y. 2012. *R and Data Mining: Examples and Case Studies*. London: Elsevier.
- Zulkifli, A. 2003. *Manajemen Kearsipan*. PT. Gramedia Pustaka Utama. Jakarta.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Syntax Algoritma Apriori

```
library(arules)
library(arulesViz)
data=read.csv("D://1. 1. KodeDetailpembelian.csv",
sep=";",
header=T)
transd=read.transactions(file="D://1. 1. KodeDetailpembelian.csv", format="single", sep=";", cols
=c("Transaction", "Kode"))
#frequentitem

#ini untuk semua itemset minsup=0.001
itemsal1=apriori(transd,parameter=list(target="frequent",
supp=0.001,minlen=1))
a1=as(sort(itemsal1), "data.frame")
write.csv(a1, "D:/APRIORI/DATAMEI/1. 1. KodeDetailpembelian
minsup0.001allitem.csv", row.names=FALSE)
inspect(sort(itemsal1, by='support', decreasing =
T)[1:10])

#ini untuk 2 itemset
item2=apriori(transd,parameter=list(target="rules",
conf=0.1, supp=0.001,minlen=2,maxlen=2))
a2=as(sort(item2), "data.frame")
write.csv(a2, "D:/APRIORI/DATAMEI//1. 1. KodeDetailpembelian
minsup0.001item2.csv", row.names=FALSE)
inspect(sort(item2, by='support', decreasing =
T)[1:10])

#ini untuk 3 itemset
item3=apriori(transd,parameter=list(target="rules",
conf=0.5, supp=0.001,minlen=3,maxlen=3))
a3=as(sort(item3), "data.frame")
write.csv(a3, "D:/APRIORI/DATAMEI//1. 1. KodeDetailpembelian
minsup0.001item3.csv", row.names=FALSE)
inspect(sort(item3, by='support', decreasing =
T)[1:10])
```

Lampiran 2. Database Pembelian Barang

Kode	Transaction	Qty
Masker gantol/karet gc 3ply/50	1	1
Djarum geo mild 16	1	1
Silver queen cashew milk 68gr sq-7500	1	1
Lotte stick apple 15gr/20	1	1
Fisherman friend blackcurrant 25gr 1100	1	1
Ballpoint snowman v-3 black 0.5	1	1
Kertas double folio garis sidu 200's	1	1
Aim roasted corn 80gr	1	1
Gofress oc.strip strawbery 24's	1	1
Oreo chocolate creme 29.4gr 20021/12	1	1
.	.	.
.	.	.
.	.	.
Frozz herbal thyme mint 15gr	1	1
Tessa tft0003 mini travel 663/80	1	1
Laurier dc.act.day long wing 25 7's 5573	1	1
Gudang grm.surya 12-fs	2	1
Silver queen cashew milk 68gr sq-7500	2	2
Roma wafer ckl.superstar ori.20gr 2541	2	1
.	.	.
.	.	.
.	.	.
Djisamsu kretek dss-12/20	14447	1
Gulaku premium putih 1 kg 850003	14447	2
Kapalapi special mix 25gr kpspm.	14447	2
Tropical minyak goreng ref 1lt	14447	2
Top white coffee 20x21gr 60930	14447	1
Djarum l.a bold 20 kretek filter	14447	4

Lampiran 3. Output Top 10 Frequent Itemset Algoritma Apriori untuk 1 Item

```
> inspect(sort(itemsall1, by='support', decreasing =
T)[1:10])
  items                                     support
[1] {AQUA AIR MINERAL BOTOL 600ML/24}      0.06494973
[2] {CLUB AIR MINERAL BOTOL 600ML/24}      0.03580707
[3] {LE MINERALE BTL. 600ML/24}            0.03490342
[4] {GULA PASIR LOKAL 1KG}                  0.03083700
[5] {INDOMIE GORENG SPECIAL 85GR GSS. 0493} 0.01954140
[6] {TELOR BURAS 1/2 KG/20}                  0.01852479
[7] {GUDANG GRM. SURYA 12-FS}                0.01841184
[8] {GULAKU PREMIUM PUTIH 1 KG 850003}      0.01829888
[9] {AQUA AIR MINERAL BOTOL 1500ML/12}     0.01468429
[10] {SUNLIGHT CAIR LIME REF 800ML 75851}   0.01411951
```



Lampiran 4. Output Top 10 Rule Algoritma Apriori untuk 2 Item

<pre>> inspect(sort(items2, by='support', decreasing = T)[1:10])</pre>	
lhs	rhs
support	confidence lift
[1] {CLUB AIR MINERAL BOTOL 600ML/24}	=> {AQUA AIR MINERAL BOTOL 600ML/24}
2.331335	0.005421891 0.1514196
[2] {INDOMIE SOTO MIE REGULER 70GR SM.0506}	=> {INDOMIE GORENG SPECIAL 85GR GSS.0493}
26.610173	0.002936858 0.5200000
[3] {INDOMIE GORENG SPECIAL 85GR GSS.0493}	=> {INDOMIE SOTO MIE REGULER 70GR SM.0506}
26.610173	0.002936858 0.1502890
[4] {BERAS MENTARI 25KG}	=> {GULA PASIR LOKAL 1KG}
11.445378	0.002710945 0.3529412
[5] {EMPING BLINJO KPRI -UB 500GR}	=> {KACANG TANAH KUPAS KPRI -UB 1KG}
40.142074	0.002710945 0.3582090
[6] {KACANG TANAH KUPAS KPRI -UB 1KG}	=> {EMPING BLINJO KPRI -UB 500GR}
40.142074	0.002710945 0.3037975
[7] {TELOR BURAS 1/2 KG/20}	=> {INDOMIE GORENG SPECIAL 85GR GSS.0493}
7.488792	0.002710945 0.1463415
[8] {INDOMIE GORENG SPECIAL 85GR GSS.0493}	=> {TELOR BURAS 1/2 KG/20}
7.488792	0.002710945 0.1387283
[9] {SUNLIGHT CAIR LIME REF 800ML 75851}	=> {GULA PASIR LOKAL 1KG}
6.226286	0.002710945 0.1920000
[10] {BENG-BENG WAFER REGULER 22GR/20 313281}	=> {AQUA AIR MINERAL BOTOL 600ML/24}
3.541200	0.002597989 0.2300000

Lampiran 4. Output Top 10 Rule Algoritma Apriori untuk 2 Item

```

> inspect(sort(items3, by='support', decreasing =
T)[1:10])
    lhs                                rhs
support confidence    lift

[1] {BENG-BENG WAFER REGULER 22GR/20 313281,
    ROMA GANDUM SAND. SUSU&CKLT. 39GR/12 0173} =>
{CLUB AIR MINERAL BOTOL 600ML/24} 0.001468429
0.7222222 20.169821

[2] {CLUB AIR MINERAL BOTOL 600ML/24,
    ROMA GANDUM SAND. SUSU&CKLT. 39GR/12 0173} =>
{BENG-BENG WAFER REGULER 22GR/20 313281} 0.001468429
0.6500000 57.544500

[3] {BENG-BENG WAFER REGULER 22GR/20 313281,
    CLUB AIR MINERAL BOTOL 600ML/24} =>
{ROMA GANDUM SAND. SUSU&CKLT. 39GR/12 0173} 0.001468429
0.5909091 134.136364

[4] {BETTER VANILLA 22GR/10 310764,
    ROMA GANDUM SAND. SUSU&CKLT. 39GR/12 0173} =>
{CLUB AIR MINERAL BOTOL 600ML/24} 0.001355473
0.8000000 22.341956

[5] {BETTER VANILLA 22GR/10 310764,
    CLUB AIR MINERAL BOTOL 600ML/24} =>
{ROMA GANDUM SAND. SUSU&CKLT. 39GR/12 0173} 0.001355473
0.8000000 181.600000

[6] {CLUB AIR MINERAL BOTOL 600ML/24,
    ROMA GANDUM SAND. SUSU&CKLT. 39GR/12 0173} =>
{BETTER VANILLA 22GR/10 310764} 0.001355473
0.6000000 183.165517

[7] {BENG-BENG WAFER REGULER 22GR/20 313281,
    CLUB AIR MINERAL BOTOL 600ML/24} =>
{AQUA AIR MINERAL BOTOL 600ML/24} 0.001242517
0.5000000 7.698261

[8] {BENG-BENG WAFER REGULER 22GR/20 313281,
    CHOKI-CHOKI PASTA CHOCOCASHEW 11GR/20 00} =>
{CLUB AIR MINERAL BOTOL 600ML/24} 0.001129561
0.7692308 21.482650

[9] {CHOKI-CHOKI PASTA CHOCOCASHEW 11GR/20 00,
    CLUB AIR MINERAL BOTOL 600ML/24} =>
{BENG-BENG WAFER REGULER 22GR/20 313281} 0.001129561
0.7142857 63.235714

[10] {BETTER VANILLA 22GR/10 310764,
    ROMA GANDUM SAND. SUSU&CKLT. 39GR/12 0173} =>
{BENG-BENG WAFER REGULER 22GR/20 313281} 0.001129561
0.6666667 59.020000
    
```