

**PENERAPAN *MARKET BASKET ANALYSIS* PADA
SWALAYAN UNTUK PENGENALAN POLA TRANSAKSI
PENJUALAN DENGAN MENGGUNAKAN METODE *FUZZY*
*C-COVERING***

SKRIPSI

Oleh:
David Surya Ganda
(0510960017-96)



**PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2012**

**PENERAPAN *MARKET BASKET ANALYSIS* PADA
SWALAYAN UNTUK PENGENALAN POLA TRANSAKSI
PENJUALAN DENGAN MENGGUNAKAN METODE *FUZZY*
*C-COVERING***

SKRIPSI

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
dalam bidang Ilmu Komputer

Oleh:

David Surya Ganda
(0510960017-96)



**PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2012**

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

PENERAPAN *MARKET BASKET ANALYSIS* PADA SWALAYAN
UNTUK PENGENALAN POLA TRANSAKSI PENJUALAN
MENGUNAKAN METODE *FUZZY C-COVERING*.

Oleh :
DAVID SURYA GANDA
0510960017

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
pada tanggal 9 Agustus 2012
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar Sarjana
Komputer dalam bidang Ilmu Komputer

Pembimbing I,

Pembimbing II,

Dian Eka R, S.Si., M.Kom
NIP. 197306192002122001

Dewi Yanti L, S.Kom.M.Kom
NIP. 198111162005012004

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya

Dr. Abdul Rouf Alghofari, MSc
NIP. 196709071992031001

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

PENERAPAN *MARKET BASKET ANALYSIS* PADA SWALAYAN
UNTUK PENGENALAN POLA TRANSAKSI PENJUALAN
MENGUNAKAN METODE *FUZZY C-COVERING*.

Oleh :
DAVID SURYA GANDA
0510960017

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
pada tanggal 9 Agustus 2012
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar Sarjana
Komputer dalam bidang Ilmu Komputer

Pembimbing I,

Pembimbing II,

Dian Eka R, S.Si., M.Kom
NIP. 197306192002122001

Dewi Yanti L, S.Kom,M.Kom
NIP. 198111162005012004

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya

Dr. Abdul Rouf Alghofari, MSc
NIP. 196709071992031001

ABSTRAK

PENERAPAN *MARKET BASKET ANALYSIS* PADA SWALAYAN UNTUK PENGENALAN POLA TRANSAKSI PENJUALAN MENGGUNAKAN METODE *FUZZY C-COVERING*

Swalayan memiliki data yang sangat banyak yang dapat digunakan untuk mengenali kebiasaan dari pelanggan dalam membeli suatu barang. Dengan diketahuinya kebiasaan ini maka dapat digunakan untuk mengetahui pola keterkaitan antar produk yang dibeli oleh pelanggan. Proses semacam ini biasa disebut dengan *association rules*. Pola yang dihasilkan dapat digunakan sebagai rekomendasi untuk mengatur tata letak barang, promosi, atau meramalkan pembelian.

Untuk menentukan pola *association rules* dapat digunakan metode *Fuzzy c-Covering*. *Fuzzy c-Covering* merupakan salah satu metode yang dipakai untuk mengklasifikasikan elemen-elemen dari suatu himpunan universal menjadi partisi-partisi berupa *fuzzy sets*.

Dari hasil uji menggunakan metode *Fuzzy c-Covering*, hasil yang didapat dengan menggunakan 98 transaksi diperoleh nilai *lift* terbesar adalah 16,33.

Kata kunci : *association rules, fuzzy c-covering, data mining*

ABSTRACT

APPLICATION OF MARKET BASKET ANALYSIS IN SUPERMARKET FOR PATTERN RECOGNITION OF SALES TRANSACTION USING FUZZY C-COVERING

Supermarket has a big amount of data which can be used to know the people's habit of buying something. By knowing this habit may lead us to know the linkage pattern of product which bought. This kind of process is called association rules. The resulting pattern can be used to set the layout, promotion, or sales forecast

To determine association rules pattern we can use Fuzzy c-Covering method. Fuzzy c-Covering is a method which can be used for classificcate the elements from universal set to fuzzy sets partitions.

The result of trial using Fuzzy c-Covering method using 98 transactions is lift score 16.33.

Keyword : *association rules, fuzzy c-covering, data mining*



KATA PENGANTAR

Rasa syukur yang dalam penulis sampaikan atas kehadiran Tuhan Yang Maha Esa yang telah melimpahkan hikmat-Nya. Dalam skripsi ini penulis mengambil judul “Penerapan *Market Basket Analysis* pada Swalayan untuk Pengenalan Pola Transaksi Penjualan menggunakan metode *Fuzzy c-Covering*”.

Penulisan skripsi ini disusun guna melengkapi persyaratan dalam menempuh gelar sarjana di Universitas Brawijaya Malang.

Dalam proses penyusunan skripsi ini, tentunya penulis mendapatkan bimbingan, arahan, koreksi, dan saran. Untuk itu rasa terima kasih yang sedalam-dalamnya penulis sampaikan kepada :

1. Dian Eka R., S.Si, M.Kom. selaku dosen pembimbing 1 dan Dewi Yanti Liliana S.Kom, M.Kom selaku dosen pembimbing 2 yang telah memberikan petunjuk, bimbingan, dan arahan dalam mengerjakan skripsi.
2. Ketua Jurusan, Ketua Program Studi, Pembimbing Akademik, serta seluruh Dosen Universitas Brawijaya Malang khususnya Ilmu Komputer, yang telah membekali penulis dengan berbagai disiplin ilmu pengetahuan.
3. Nurul Hidayat, SPd., MSc selaku dosen penguji dalam pembuatan skripsi ini.
4. Teman-teman S1 Ilmu Komputer yang telah memberikan dukungan dan motivasi bagi penulis.

Akhir kata, hanya kepada Tuhan jualah segalanya dikembalikan dan penulis sadari bahwa penulisan ini masih jauh dari sempurna, disebabkan karena berbagai keterbatasan yang penulis miliki. Untuk itu penulis mengharapkan kritik dan saran yang bersifat membangun untuk menjadi perbaikan penulis di masa yang akan datang.

Malang, Agustus 2012

Penulis

DAFTAR ISI

Lembar Pengesahan Skripsi	iii
Lembar Pernyataan	v
Abstrak	vii
Abstract	ix
Kata Pengantar	xi
Daftar isi	xiii
Daftar Tabel	xv
Daftar Gambar	xvii
Daftar Kode Program	xix
1. Pendahuluan	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
1.6 Sistematika Penulisan	3
2. Tinjauan Pustaka	5
2.1 Data Mining	5
2.2 Association Rules	6
2.3 Market Basket Analysis	8
2.4 Fuzzy c-Covering	9
2.5 Degree of Similarity	10
2.6 Fuzzy Conditional Probability Relation	12
2.7 Algoritma Fuzzy c-Covering	13
2.8 Lift Rasio	14
3. Metode Penelitian	15
3.1 Deskripsi Umum Sistem	15
3.2 Data Penelitian	15
3.3 Perancangan Perangkat Lunak	15
3.4 Perhitungan Manual	22
3.5 Perancangan Antarmuka	28
3.6 Perancangan Database	30
3.7 Perancangan Uji Coba	32

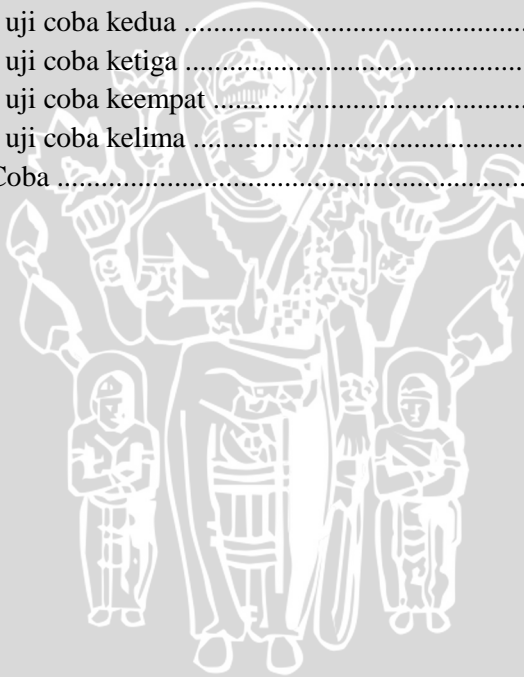
4. Implementasi dan Pembahasan	35
4.1 Perangkat Sistem	35
4.2 Implementasi	35
4.3 Uji Coba Program dan Analisa Hasil	45
5. Kesimpulan dan Saran	55
5.1 Kesimpulan	55
5.2 Saran	55
Daftar Pustaka	57

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Similarity $R(X,Y)$	13
Tabel 3.1 Data Perhitungan Manual	22
Tabel 3.2 Ttransaksi	30
Tabel 3.3 Titems	30
Tabel 3.4 TResult	30
Tabel 3.5 TSupport	31
Tabel 3.6 TsaveRule	31
Tabel 3.7 Perancangan uji coba	33
Tabel 4.1 Rule uji coba pertama	46
Tabel 4.2 Rule uji coba kedua	47
Tabel 4.3 Rule uji coba ketiga	47
Tabel 4.4 Rule uji coba keempat	49
Tabel 4.5 Rule uji coba kelima	49
Tabel 4.6 Uji Coba	51



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Proses Data Mining	5
Gambar 3.1 Flowchart Program	16
Gambar 3.2 Pencarian <i>support item</i> yang memenuhi	17
Gambar 3.3 Pencarian <i>support 2 kombinasi item</i>	18
Gambar 3.4 Pencarian <i>confidence 2-item</i>	19
Gambar 3.5 Cari 3 kombinasi <i>item</i>	20
Gambar 3.6 Cari <i>confidence</i> tiap kombinasi 3- <i>item</i>	21
Gambar 3.7 Tampilan Antarmuka	29
Gambar 3.8 Relasi antar tabel	32
Gambar 4.1 Grafik lift rasio berdasar min confidence	48
Gambar 4.2 Grafik berdasar tabel 4.3, 4.4, dan 4.5	50
Gambar 4.3 Perbandingan Jumlah rule dengan confidence	52
Gambar 4.4 Perbandingan nilai lift dengan confidence	52



DAFTAR KODE PROGRAM

Kode Program 4.1 Support 1 item	37
Kode Program 4.2 Proses Hitung 2-item Combination	40
Kode Program 4.3 Proses Hitung 3-item Combination	43
Kode Program 4.4 Proses Hitung confidence 3 item	45

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pertumbuhan yang pesat dari akumulasi data telah menciptakan kondisi “*rich of data but poor of information*” karena data yang terkumpul tidak dapat digunakan untuk aplikasi yang bermanfaat, data tersebut hanya dibiarkan saja menjadi tumpukan- tumpukan data yang tidak bermanfaat.

Data- data yang sudah sangat banyak tersebut dapat digunakan menjadi informasi yang berguna dengan *data mining*. *Data mining*, yang didefinisikan sebagai proses untuk mengenali suatu pola dari data, menjadi sarana pemecahan bagi masalah penumpukan data tersebut (Witten, 2000).

Istilah *market basket* digunakan untuk menggambarkan kelompok *item* (terdiri dua atau lebih *item*) yang cenderung dibeli oleh satu konsumen sewaktu berbelanja di swalayan dalam satu transaksi pembelian. Misalnya, kecenderungan konsumen untuk membeli *item B* jika ia membeli *item A*, atau sebaliknya. Jika kecenderungan itu bisa diketahui oleh swalayan, maka swalayan bisa meningkatkan penjualan *item B* dan *item A* dengan cara menempatkan keduanya saling berdekatan. Dengan cara itu, diharapkan konsumen akan teringat / tertarik untuk membeli *item B* jika ia akan membeli *item A*, atau sebaliknya.

Selama ini, metode *data mining* yang dipakai untuk *market basket analysis* adalah dengan menggunakan *assosiation rule*, yaitu suatu prosedur untuk mencari hubungan antar *item* dalam suatu *dataset* yang ditentukan. Salah satunya dengan menggunakan algoritma apriori. Namun, algoritma apriori ini cenderung memfokuskan pada hubungan antar *item* dalam keseluruhan transaksi saja tanpa memperhatikan hubungan tiap *item* dalam tiap transaksi. Misalnya jika mencari hubungan antara *Pepsodent* dan *Aqua*, metode ini hanya menghitung berapa kali keduanya itu muncul dalam keseluruhan transaksi tanpa memperhatikan jumlah *item* yang terdapat dalam transaksi yang mengandung kedua *item* tersebut. Padahal, bisa saja walaupun pembelian keduanya banyak terjadi tetapi sebenarnya hal itu dipicu oleh *item* yang lain, misalnya

pembelian *Pepsodent* dipicu oleh pembelian sikat gigi, sehingga hasil yang didapat tidaklah akurat.

Fuzzy c-Covering merupakan salah satu metode yang dipakai untuk mengklasifikasikan elemen-elemen dari suatu himpunan universal menjadi partisi-partisi berupa *fuzzy sets*. Dalam mencari hubungan antar *item*, metode *Fuzzy c-Covering* ini berdasarkan pada persepsi bahwa semakin banyak *item* yang dibeli dalam suatu transaksi, maka hubungan antar *item* dalam transaksi itu semakin lemah (Klir, 2001).

Berdasarkan penelitian sebelumnya, telah dibuktikan bahwa metode *Fuzzy c-Covering* dapat diterapkan pada pembuatan *software data mining* untuk *market basket analysis*. Pengujian dilakukan sebanyak tiga kali menggunakan data transaksi selama satu minggu dan dua kali menggunakan data satu bulan, dengan beberapa *minimum support* yang berbeda. Diasumsikan *maximum item threshold* diabaikan dan *minimum support* untuk tiap kombinasi bernilai sama. *Rules* yang dihasilkan telah diujikan pada suatu swalayan dengan memberikan kuesioner kepada manajer-manajer yang ada di swalayan tersebut untuk mengetahui apakah *software* tersebut aplikatif atau tidak dan dapat disimpulkan bahwa *software* tersebut cukup aplikatif bagi swalayan tersebut (Budhi, 2005).

Penelitian ini bertujuan agar data transaksi penjualan yang telah tersimpan pada Indomaret dapat menghasilkan informasi yang lebih bermanfaat untuk masa yang akan datang yaitu seorang manajer dapat mengetahui pola pembelian barang yang sering dibeli bersama-sama dalam suatu transaksi. Dengan diketahuinya pola tersebut, seorang manajer dapat lebih efektif dalam mengambil keputusan terhadap pengelolaan barang-barang di swalayan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah :

1. Bagaimana menerapkan metode *Fuzzy c-Covering* pada data transaksi penjualan.
2. Bagaimana kekuatan *rule* yang dihasilkan dari data transaksi dengan menggunakan *lift* rasio.

1.3 Batasan Masalah

Agar dalam pemecahan masalah tidak menyimpang dari tujuan semula dan menghindari kemungkinan meluasnya pembahasan, perlu dilakukan batasan permasalahan yaitu data yang digunakan adalah data transaksi penjualan yang diambil dari transaksi kasir pada suatu Indomaret yang diambil selama bulan Desember 2011 untuk mengetahui pola keterkaitan antar *item* barang yang dibeli oleh konsumen dan tidak membahas jumlah stok dan harga setiap *item*.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian yang ingin dicapai dalam penulisan skripsi ini adalah :

1. Menerapkan *Market Basket Analysis* menggunakan algoritma *Fuzzy c-Covering* pada data transaksi penjualan.
2. Menguji kekuatan *rule* yang dihasilkan dari data transaksi dengan menggunakan *lift* rasio.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan sebuah sistem yang dapat menghasilkan informasi tentang hubungan keterkaitan antar *item* berbeda yang seringkali dibeli bersamaan sehingga dapat digunakan untuk mengenali pola pembelian konsumen dan membantu manajer dalam mengambil keputusan pada suatu swalayan. Misalnya pengambilan keputusan tata letak barang atau dalam penentuan pemberian hadiah untuk meningkatkan penjualan.

1.6 Sistematika penulisan

Tugas akhir ini disusun berdasarkan sistematika penulisan sebagai berikut :

1. BAB I PENDAHULUAN

Berisi latar belakang masalah, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.

2. **BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

Menguraikan tentang pengertian data mining, pengertian market basket analysis, pengertian association rule, algoritma Fuzzy c-Covering.

3. **BAB III METODE PENELITIAN**

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai metode-metode yang digunakan dan langkah-langkah yang harus dilakukan pada penelitian ini.

4. **BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN**

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai proses penerapan pengujian dan evaluasi sistem perangkat lunak yang dibuat.

5. **BAB V KESIMPULAN DAN SARAN**

Berisi kesimpulan dari seluruh rangkaian penelitian yang diharapkan dapat bermanfaat untuk pengembangan penelitian selanjutnya.



BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Data Mining

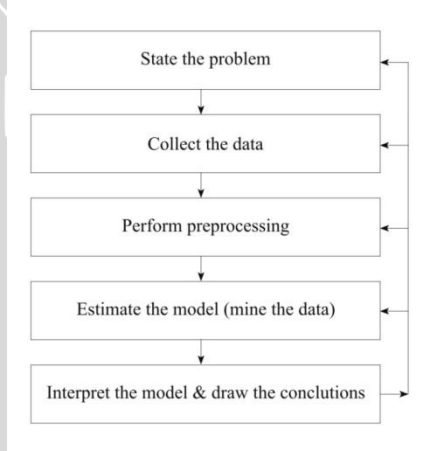
Menurut Gartner Group, *data mining* adalah proses untuk menemukan korelasi baru, pola dan tren dengan seleksi pada sejumlah data yang besar dengan menggunakan teknologi pengenalan pola, statistik, dan matematika (Larose, 2005).

Sedangkan menurut Edelstein, *data mining* adalah suatu proses analisa data untuk menemukan pola dan hubungan di dalam data yang kemungkinan dapat digunakan untuk melakukan suatu prediksi yang valid (Edelstein, 1999).

Secara garis besar data mining dapat dikelompokkan menjadi dua kategori utama, yaitu:

1. *Descriptive mining*, yaitu proses untuk menemukan suatu pola yang dapat ditafsirkan oleh manusia dan bertujuan untuk memperoleh suatu pemahaman sistem yang dianalisa dengan cara pencarian pola dan relasi pada data yang besar.
2. *Predictive*, yaitu proses untuk meramalkan nilai yang akan datang dan bertujuan untuk menghasilkan suatu model yang dapat digunakan untuk klasifikasi dan prediksi.

Kantardzic (2003) menggambarkan proses *data mining* seperti Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Proses *Data Mining*

Dalam proses tersebut terdapat beberapa prosedur umum eksperimental dengan menggunakan data mining. Yang pertama ialah merumuskan permasalahan, dimana pada tahap ini ditetapkan sebuah rumusan masalah serta variabel-variabel yang terlibat. Prosedur yang kedua ialah mengumpulkan data. Pada prosedur ini, konsentrasi ditujukan mengenai proses pembuatan atau pengumpulan data. Prosedur yang ketiga yaitu *preprocessing data*, yaitu prosedur untuk menyeleksi data yang akan digunakan dalam proses. Prosedur selanjutnya ialah estimasi model yang dapat disebut sebagai proses utama pada prosedur ini, sebab implementasi dari teknik *data mining* dilakukan pada prosedur ini. Prosedur yang terakhir ialah menafsirkan informasi yang dihasilkan dari proses sebelumnya.

2.2 Association Rules

Aturan asosiasi atau *Association Rules* didefinisikan sebagai suatu proses untuk menemukan semua aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk *support* (*minsup*) dan syarat minimum untuk *confidence* (*minconf*) pada *database* (Ibig,2008).

Association rules mining adalah suatu prosedur untuk mencari hubungan antar *item* dalam suatu set data yang telah ditentukan (Kamber,2001).

Association rule meliputi dua tahap (Ibig,2008) :

1. Mencari kombinasi yang paling sering terjadi dalam suatu *itemset* (*frequent itemset*).
2. Mendefinisikan *association rule* dari *frequent itemset* yang telah dibuat sebelumnya.

Umumnya ada dua ukuran kepercayaan (*interestingness measure*) yang digunakan dalam menentukan suatu *association rules*, yaitu *support* dan *confidence*. *Support* adalah suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu *item* dari keseluruhan transaksi. Sedangkan *confidence* adalah suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar 2 atau lebih *item* secara *conditional*. Kedua ukuran ini nantinya berguna dalam menentukan *interesting association rules*, yaitu untuk dibandingkan dengan batasan yang telah ditentukan. Batasan tersebut terdiri dari *minsup* dan *minconf*. Secara sederhana perhitungan untuk mendapatkan *support* dapat dilihat pada

persamaan (2.1) dan *confidence* dapat dilihat pada persamaan (2.2).

$$\begin{aligned}
 support(u) &= \frac{\sum_{t=1}^n \frac{1}{C_{|T_t|}^k} s(u, T_t)}{n} \\
 &= \frac{\sum_{t=1}^n \frac{1}{\frac{|T_t|!}{k!(|T_t|-k)!}} s(u, T_t)}{n} \quad (2.1)
 \end{aligned}$$

Dimana u adalah kombinasi k -item yang dicari *support*-nya. Jika I adalah *universal set of items*, maka $u \subseteq I$. $|u| = k$, yaitu jumlah *item* dalam u . T_t adalah transaksi ke- t ($T_t \subseteq I$). $|T_t|$ adalah jumlah *item* dalam T_t . $C_{|T_t|}^k$ adalah kombinasi k -item terhadap $|T_t|$. N adalah jumlah *record* dalam QT. $s(u, T_t) \in \{0,1\}$ adalah suatu *function*, jika $u \subseteq T_t$, maka $s(u, T_t) = 1$, selain itu $s(u, T_t) = 0$ (Budhi,2005).

$$\begin{aligned}
 conf(A \Rightarrow B) &= \frac{P(A \cap B)}{P(A)} \\
 &= \frac{\text{jumlah transaksi yang terdiri dari A dan B}}{\text{jumlah transaksi A}} \quad (2.2)
 \end{aligned}$$

Dengan menggunakan persamaan (2.1) dan (2.2) dapat menghasilkan *support* dan *confidence* dimana kedua ukuran ini berguna dalam menentukan *interesting rules*, yaitu untuk dibandingkan dengan batasan yang ditentukan oleh *user*. Batasan tersebut terdiri dari *minimum support* dan *minimum confidence*. Jika nilai *support*-nya $\geq minsup$ dan *confidence*-nya $\geq minconf$, maka *rule* tersebut bisa dikatakan sebagai *interesting rule*. *Minimum support* adalah parameter yang digunakan sebagai batasan *item/itemset* yang harus dipenuhi dalam suatu kelompok data untuk dapat dijadikan aturan, sedangkan *minimum confidence* adalah parameter yang mendefinisikan minimum level dari *confidence* (kepercayaan) yang harus dipenuhi.(Budhi,2005)

Sebagai contoh, dari suatu himpunan data transaksi, seseorang mungkin menemukan suatu hubungan berikut, yaitu jika konsumen yang membeli roti tawar, biasanya juga akan

membeli keju dalam suatu transaksi yang sama ditunjukkan sebagai berikut :

Roti tawar → keju [*support* 2%, *confidence* 60%]

Artinya adalah 60% dari transaksi di *database* yang memuat *item* roti tawar juga memuat *item* keju. Sedangkan jumlah transaksi yang memuat kedua *item* itu adalah 2% dari seluruh transaksi yang ada di *database*.

Support dan *confidence* dituliskan dengan nilai antara 0% - 100%. Sebuah *set* dari *item* disebut dengan *itemset*. Sebuah *itemset* yang mengandung k *item* adalah k -*itemset*. *Set* {roti tawar, keju} adalah 2-*itemset*. Jumlah kejadian munculnya *itemset* adalah jumlah transaksi yang mengandung *itemset* tersebut. Jika suatu *itemset* dimana *support*-nya lebih besar atau sama dengan *minimum support* yang merupakan batasan yang diberikan oleh *user*, maka *itemset* tersebut disebut sebagai *frequent itemset*. Sebaliknya jika *support*-nya lebih kecil dari *minimum support* yang telah ditentukan oleh *user* maka disebut sebagai *infrequent itemset*.

2.3 Market Basket Analysis

Market Basket Analysis adalah salah satu cara yang digunakan untuk menganalisis data penjualan dari suatu perusahaan. Proses ini menganalisis kebiasaan belanja konsumen dengan menemukan asosiasi antar *item* yang berbeda yang dibeli konsumen. Hasil yang telah didapatkan ini nantinya dapat dimanfaatkan oleh perusahaan retail seperti toko atau swalayan untuk mengembangkan strategi pemasaran dengan melihat *item-item* yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen (Ibig,2008).

Untuk beberapa kasus, pola dari *item-item* yang dibeli secara bersamaan oleh konsumen mudah untuk ditebak, misalnya roti tawar dibeli bersamaan dengan keju. Namun, mungkin saja terdapat suatu pola pembelian *item* yang tidak pernah terpikirkan sebelumnya. Misalnya pembelian minyak goreng dengan deterjen. Pola seperti ini tidak pernah terpikirkan sebelumnya karena minyak goreng dan deterjen tidak mempunyai hubungan sama sekali, baik sebagai barang pelengkap maupun barang pengganti, sehingga tidak dapat diantisipasi jika terjadi sesuatu, seperti kekurangan stok deterjen misalnya, inilah salah satu

manfaat yang dapat diperoleh dari melakukan *market basket analysis*. Dalam melakukan proses ini secara otomatis, seorang manajer tidak perlu mengalami kesulitan untuk menemukan pola *item* apa saja yang mungkin dibeli secara bersamaan.

2.4 Fuzzy c-Covering

Fuzzy c-covering merupakan salah satu metode yang dipakai untuk mengklasifikasikan elemen-elemen dari suatu himpunan universal menjadi partisi-partisi berupa *fuzzy sets*. *Fuzzy c-covering* sendiri merupakan generalisasi dari metode *fuzzy c-partition* yang telah dikenal sebelumnya. *Fuzzy c-partition* dapat didefinisikan sebagai berikut (Klir, Yuan, 2001):

Misalkan $I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$ adalah *domain* dari data. *Fuzzy c-partition* dari I adalah *fuzzy subset* atau *fuzzy classes* dari T , ditunjukkan oleh $T = \{t_1, t_2, \dots, t_c\}$, yang memenuhi persamaan (2.3) berikut ini.

$$\sum_{m=1}^c \mu_{t_m}(i_k) = 1, \text{ untuk semua } k \in N_n \dots \dots \dots (2.3)$$

dimana : c adalah *positive integer* ($0 < c \leq n$), $\mu_{t_m}(i_k)$ adalah derajat keanggotaan item i_k pada transaksi ke- m ,

$$\mu_{t_m}(i_k) \in [0,1], \text{ dan } 0 < \sum_{k=1}^n \mu_{t_m}(i_k) < n, \text{ untuk semua } m \in N_c$$

Berikut ini contoh untuk memperjelas rumus di atas.

Contoh 2.1 : Dimisalkan ada suatu *fuzzy classes* yang diketahui jumlah elemen yang terlibat ($n = 6$) dan jumlah partisinya ($c = 3$) :

$$\mu_{t_1} = \{1/i_1, 0.8/i_2, 0.2/i_3\},$$

$$\mu_{t_2} = \{0.2/i_2, 0.8/i_3, 0.4/i_4\},$$

$$\mu_{t_3} = \{0.6/i_4, 1/i_5, 1/i_6\}.$$

Fuzzy class tersebut dapat dikatakan sebagai *fuzzy 3-partition* dari suatu *domain* $I = \{i_1, i_2, i_3, i_4, i_5, i_6\}$ karena memenuhi persamaan (2.3).

Bukti :

$$\sum_{m=1}^c \mu_m(i_k) = 1$$

Untuk $i_1 \Rightarrow \mu_1(i_1) + \mu_2(i_1) + \mu_3(i_1) = 1 + 0 + 0 = 1$ (Terbukti)

Untuk $i_2 \Rightarrow \mu_1(i_2) + \mu_2(i_2) + \mu_3(i_2) = 0.8 + 0.2 + 0 = 1$ (Terbukti)

Untuk $i_3 \Rightarrow \mu_1(i_3) + \mu_2(i_3) + \mu_3(i_3) = 0.2 + 0.8 + 0 = 1$ (Terbukti)

Untuk $i_4 \Rightarrow \mu_1(i_4) + \mu_2(i_4) + \mu_3(i_4) = 0 + 0.4 + 0.6 = 1$ (Terbukti)

Untuk $i_5 \Rightarrow \mu_1(i_5) + \mu_2(i_5) + \mu_3(i_5) = 0 + 0 + 1 = 1$ (Terbukti)

Untuk $i_6 \Rightarrow \mu_1(i_6) + \mu_2(i_6) + \mu_3(i_6) = 0 + 0 + 1 = 1$ (Terbukti)

*memenuhi persamaan (2.3)

Di dalam *Fuzzy c-Covering*, persamaan (2.3) dari teori *fuzzy c-partition* tersebut digeneralisasi. Persamaan hasil generalisasi tersebut dapat dilihat pada persamaan (2.4) berikut (Intan, Mukaidono, 2003):

$$\sum_{m=1}^c \mu_m(i_k) \geq 1, \text{ untuk semua } k \in N_n, \dots, \dots, \dots (2.4)$$

Untuk memperjelasnya, diberikan contoh sebagai berikut:

Contoh 2.2 : Dimisalkan ada suatu *fuzzy classes* sebagai berikut:

$$\mu_{t1} = \{ 1/i_1, 0.8/i_2, 0.4/i_3 \},$$

$$\mu_{t2} = \{ 1/i_2, 0.8/i_3, 0.6/i_4, 0.2/i_6 \},$$

$$\mu_{t3} = \{ 1/i_4, 1/i_5, 1/i_6 \}.$$

Dari contoh tersebut dapat diketahui $n = 6$ dan $c = 3$. *Fuzzy class* tersebut dapat dikatakan sebagai *fuzzy 3-covering* dari suatu domain $I = \{i_1, i_2, i_3, i_4, i_5, i_6\}$ karena memenuhi persamaan (2.3) dan (2.4) (Budhi,2005).

2.5 Degree of Similarity in Fuzzy c-Covering

Contoh 2.1 dan 2.2 merepresentasikan *fuzzy classes* (T) sebagai *fuzzy set* terhadap *crisp element* dari data pada domain I. Sebaliknya, setiap *crisp element* dari data pada I juga dapat direpresentasikan sebagai *fuzzy set* dari *fuzzy classes* (T) dengan menggunakan persamaan (2.5) (Intan, Mukaidono, 2003):

$$\mu_{i_m}(t_j) = \frac{\mu_{t_j}(i_m)}{\sum_{i \in I} \mu_{t_j}(i)} \dots \dots \dots (2.5)$$

Dimana i_m adalah *item*-m dan t_j adalah transaksi ke-j.

Contoh 2.3 : Berdasarkan contoh 2.1, elemen i_1 dari *fuzzy 3-partition* dapat direpresentasikan sebagai berikut:

$$\mu_{i_1}(t_1) = \frac{\mu_{t_1}(i_1)}{\mu_{t_1}(i_1) + \mu_{t_1}(i_2) + \mu_{t_1}(i_3)} = \frac{1}{1 + 0.8 + 0.2} = 0.5$$

Bisa dikatakan bahwa $\mu_{i_1}(t_1)$ adalah *true value* dari preposisi “if t_1 then i_1 ” atau *true value* dari i_1 terhadap t_1 . Dengan cara yang sama, bisa didapatkan:

$$\mu_{i_1} = \{0.5/t_1\},$$

$$\mu_{i_2} = \{0.4/t_1, 0.14/t_2\},$$

$$\mu_{i_3} = \{0.1/t_1, 0.57/t_2\},$$

$$\mu_{i_4} = \{0.29/t_2, 0.23/t_3\},$$

$$\mu_{i_5} = \{0.385/t_3\},$$

$$\mu_{i_6} = \{0.385/t_3\}.$$

Seperti dapat dilihat, hasil perhitungan tersebut memenuhi persamaan (2.3).

Cara yang sama juga bisa diterapkan pada setiap *crisp element* dari *fuzzy 3-covering* dari contoh 2.2. Berikut adalah perhitungannya :

Contoh 2.4 :

$$\mu_{i_1} = \{0.455/t_1\},$$

$$\mu_{i_2} = \{0.364/t_1, 0.385/t_2\},$$

$$\mu_{i_3} = \{0.182/t_1, 0.308/t_2\},$$

$$\mu_{i_4} = \{0.231/t_2, 0.333/t_3\},$$

$$\mu_{i_5} = \{0.333/t_3\},$$

$$\mu_{i_6} = \{0.077/t_2, 0.333/t_3\}.$$

$$\mu_{i_1}(t_1) = \frac{\mu_{t_1}(i_1)}{\mu_{t_1}(i_1) + \mu_{t_1}(i_2) + \mu_{t_1}(i_3)} = \frac{1}{1 + 0.8 + 0.4} = 0.455$$

$$\mu_{i_2}(t_1) = \frac{\mu_{t_1}(i_2)}{\mu_{t_1}(i_1) + \mu_{t_1}(i_2) + \mu_{t_1}(i_3)} = \frac{0.8}{1 + 0.8 + 0.4} = 0.364$$

$$\mu_{i_2}(t_2) = \frac{\mu_{t_2}(i_2)}{\mu_{t_2}(i_2) + \mu_{t_2}(i_3) + \mu_{t_2}(i_4) + \mu_{t_2}(i_6)} = \frac{1}{1 + 0.8 + 0.6 + 0.2} = 0.3$$

Seperti dapat dilihat, hasil perhitungan di atas juga memenuhi persamaan (2.3).

2.6 Fuzzy Conditional Probability Relation

Umumnya, dalam mengukur derajat kesamaan antara dua *fuzzy set* digunakan *fuzzy conditional probability relation*. Rumusnya dapat dilihat pada persamaan (2.6). (Intan, Mukaidono, 2003)

$$R(X, Y) = \text{conf}(Y \rightarrow X) = P(X|Y) = \frac{|X \cap Y|}{Y} = \frac{\sum_{i \in I} \min\{\mu_x(i), \mu_y(i)\}}{\sum_{i \in I} \mu_y(i)} \quad (2.6)$$

dimana: μ_x dan μ_y adalah fungsi anggota dari *domain* I untuk masing-masing X dan Y dari himpunan universal U.

Dalam prakteknya, *fuzzy conditional probability relation* dapat digunakan sebagai dasar untuk merepresentasikan *degree of similarity relationship* antara dua *fuzzy set* dalam universe U. Dalam definisi *fuzzy conditional probability relation*, nilai probabilitas bisa diperkirakan berdasarkan hubungan antar *fuzzy set* dengan menggunakan pandangan subjektif dari teori probabilitas (Budhi, 2005).

Berikut ini adalah contoh penggunaan persamaan (2.6):

Dari contoh 2.4 dapat dicari *similarity* R(X,Y) dari tiap elemen dalam *fuzzy c-covering* sebagai berikut :

$$R(i_1, i_2) = \frac{\sum_{t \in I} \min\{\mu_{i_1}(t), \mu_{i_2}(t)\}}{\sum_{t \in I} \mu_{i_2}(t)} = \frac{0.364}{0.749} = 0.486$$

Dengan cara yang sama, dapat ditentukan juga hubungan tiap elemen lainnya. Hasilnya dapat dilihat pada Tabel 2.1 :

Tabel 2.1: *Similarity R(X,Y)* dari tiap elemen

X\Y	i ₁	i ₂	i ₃	i ₄	i ₅	i ₆
i ₁	1	0.486	0.371	0	0	0
i ₂	0.8	1	1	0.41	0	0.188
i ₃	0.4	0.654	1	0.41	0	0.188
i ₄	0	0.308	0.471	1	1	1
i ₅	0	0	0	0.59	1	0.812
i ₆	0	0.103	0.157	0.727	1	1

Elemen-elemen tersebut akan memiliki hubungan yang lebih kuat jika sering terlibat dalam suatu transaksi yang sama. Di sisi lain, dengan semakin meningkatnya jumlah elemen pada suatu kelompok akan mengurangi *degree of similarity* antar tiap elemen dalam kelompok tersebut.

Berdasarkan konsep-konsep yang telah dijelaskan inilah dibuat suatu algoritma yang diterapkan dalam proses pembuatan aplikasi *data mining* untuk *market basket analysis*.

2.7 Algoritma Fuzzy c-Covering

Dimulai dari menentukan *minimum support* dan *minimum confidence* sebagai *threshold* bagi kombinasi *item* dari seluruh transaksi.

Langkah kedua adalah mencari *support* dari setiap *item* yang memungkinkan yang ada di dalam transaksi tersebut dengan persamaan (2.1).

Langkah ketiga yaitu melakukan penyaringan terhadap kombinasi *item* yang ada di dalam transaksi tersebut yang tidak memenuhi $support \geq minimum\ support$.

Langkah keempat, adalah mencari kombinasi *2-item* yang memungkinkan dari tiap *1-item* yang memenuhi *minimum support* dan *minimum confidence* yang telah ditentukan.

Langkah kelima adalah menyimpan *rule* yang dihasilkan dari 2 kombinasi *item* yang memiliki *support* dan *confidence* lebih besar dari nilai *minimum* yang ditentukan. Jika tidak ada lagi kombinasi yang memungkinkan yang memenuhi *minimum support* yang telah ditentukan maka proses akan dilanjutkan dan dicari kombinasi *3-item*.

Langkah keenam yaitu mencari *candidate rules* dengan cara menghitung *confidence* dari setiap kombinasi *3-item* yang

memenuhi *minimum support* kombinasi 3 *item* yang telah didapat pada langkah 5 dengan persamaan (2.6).

2.8 Lift Rasio

Lift Rasio digunakan untuk mengukur seberapa kuat *rule* yang dibentuk dari algoritma *Fuzzy c-Covering*. Nilai *lift rasio* berkisar antara 0 sampai tak terhingga. Nilai minimum dari *lift rasio* tidak ditentukan seperti halnya *support* atau *confidence*. Jika nilai *lift rasio* lebih dari 1, dalam hal ini adalah nilai minimum, maka *rule antecedent* berpengaruh negatif pada *rule consequent*. Jika nilai *lift rasio* sama dengan 1 maka *rule* tersebut sering muncul bersamaan tetapi independen. *Rule* yang independen adalah *rule* dimana untuk mendapatkan *consequent* tidak tergantung pada *attendant*. Pada *lift rasio*, *rule* yang direkomendasikan adalah jika *lift rasio* lebih dari 1 karena *attecedent* memiliki pengaruh positif pada *consequent*. Berikut rumus untuk menentukan *lift rasio* (Foby, 2011):

$$\text{Expected confidence, } EC(A \rightarrow B) = \frac{\sigma(B)}{m}$$

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

Dimana :

$\sigma(B)$ = Jumlah *consequent* dalam transaksi

m = Jumlah transaksi

BAB III METODE PENELITIAN

Pada bab ini akan dibahas tentang metode dan tahap perancangan dalam analisis data transaksi penjualan dengan metode *Association Rule* menggunakan algoritma *Fuzzy c-Covering*. Adapun tahap pembuatannya adalah sebagai berikut :

1. Melakukan studi literatur mengenai algoritma *Fuzzy c-Covering* dalam permasalahan *Association Rule*.
2. Menganalisa sistem dan melakukan perancangan sistem.
3. Mengimplementasikan sistem.
4. Melakukan uji coba sistem dengan cara memasukkan data transaksi penjualan ke dalam sistem.
5. Melakukan evaluasi (analisis) hasil uji coba sistem.

3.1 Deskripsi umum sistem

Sistem ini bertujuan untuk menemukan asosiasi antar *item* dari data transaksi penjualan pada swalayan. Dari asosiasi yang dihasilkan dapat diketahui keterkaitan antar *item* yang terdapat dalam transaksi penjualan. Melalui sistem ini akan dihasilkan *frequent itemset*, yaitu *itemset* yang memenuhi *minimum support*. *Frequent itemset* yang dihasilkan akan digunakan untuk menemukan *Association Rule*. Dan *Association Rule* yang terbentuk adalah *frequent itemset* yang memenuhi *minimum confidence*.

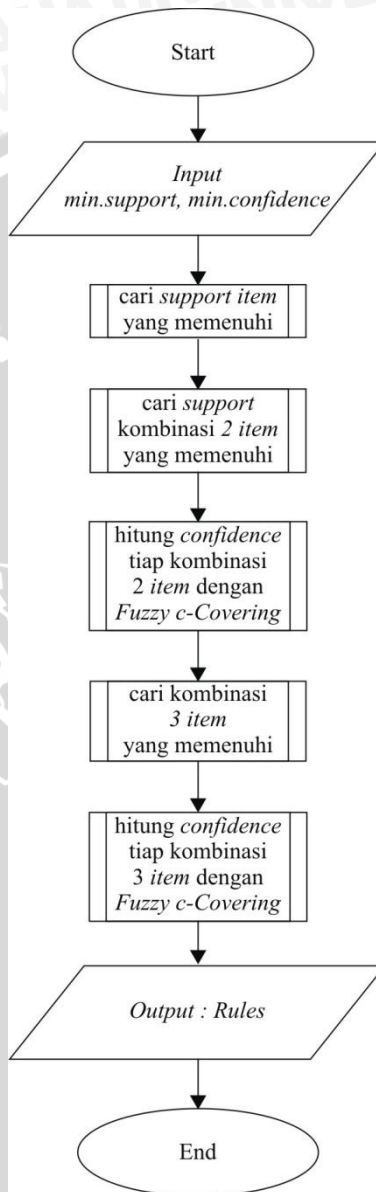
3.2 Data penelitian

Data yang digunakan untuk penelitian ini adalah data transaksi penjualan yang diambil dari Indomaret selama bulan Desember 2011.

3.3 Perancangan perangkat lunak

Perangkat lunak yang akan digunakan adalah *software* Delphi 7 dan *database* Microsoft Access 2007.

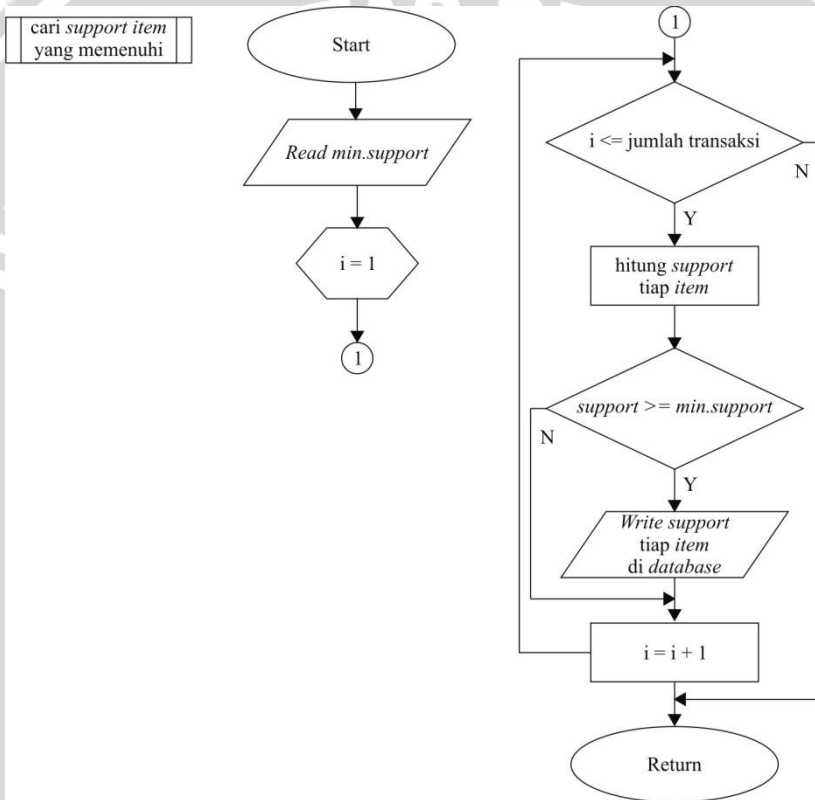
Tahapan pengembangan sistem dimulai dari penentuan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* yang digunakan sebagai batasan dalam pencarian *rule*.



Gambar 3.1 *Flowchart Program*

Langkah- langkahnya adalah :

1. Input *minimum support*, dan *minimum confidence*.
2. Cari *support* 1 item.
3. Cari *support* kombinasi 2-item.
4. Hitung *confidence* dan *lift* rasio tiap kombinasi.
5. Cari *support* kombinasi 3-item.
6. Hitung *confidence* dan *lift* rasio tiap kombinasi.

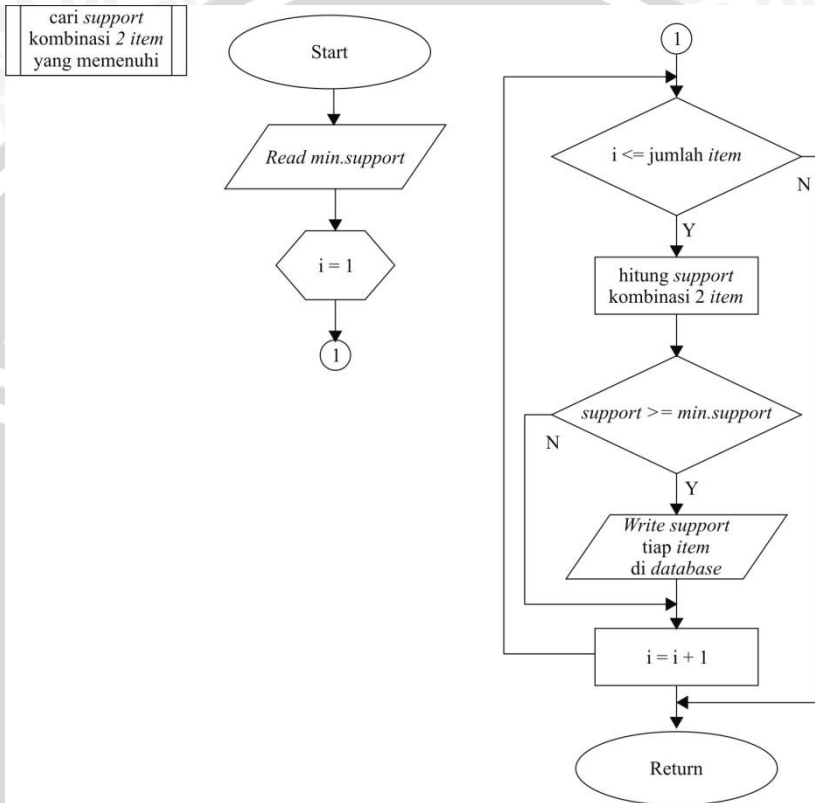


Gambar 3.2 Pencarian *support item* yang memenuhi

Langkah- langkah mencari *support item* yang memenuhi :

1. Baca *min.support* yang diinputkan.
2. Set $i=1$
3. Jika $i \leq$ jumlah transaksi maka hitung *support 1-item*. Jika $i >$ jumlah transaksi, maka perhitungan *support 1 item* selesai.

4. Cek apakah *support* memenuhi. Jika memenuhi, maka simpan *support item* tersebut untuk langkah selanjutnya. Jika tidak, maka ulangi langkah 3.

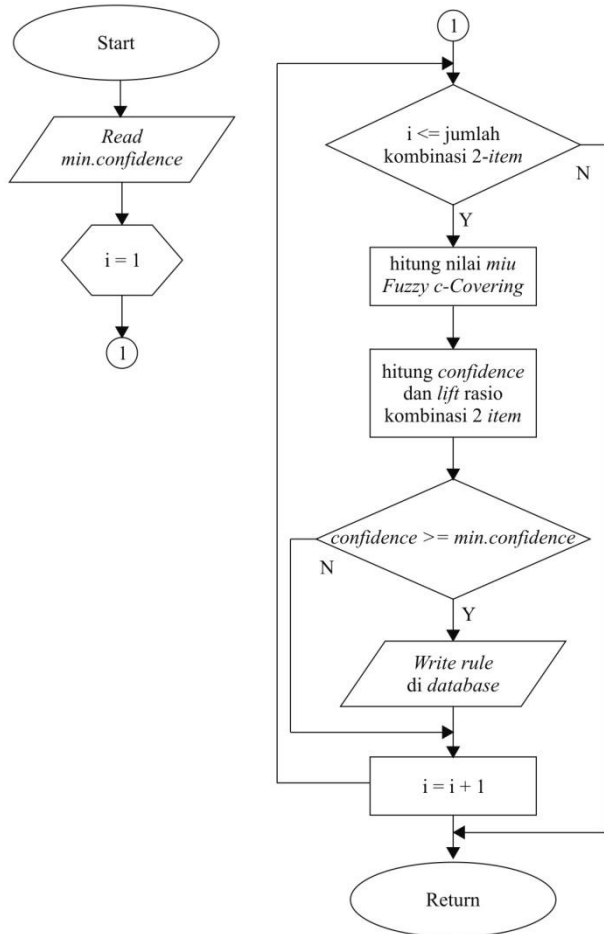


Gambar 3.3 Pencarian *support* 2 kombinasi *item*

Langkah- langkah menghitung *support* 2 kombinasi *item* :

1. Baca *min.support* yang diinputkan.
2. Set $i=1$
3. Jika $i \leq$ jumlah *item* maka hitung *support* 1-*item*. Jika $i >$ jumlah transaksi, maka perhitungan *support* 1 *item* selesai.
4. Cek apakah *support* memenuhi. Jika memenuhi, maka simpan *support* 2- *item* tersebut. Jika tidak, maka ulangi langkah 3.

hitung *confidence*
tiap kombinasi
2 item dengan
Fuzzy *c-Covering*

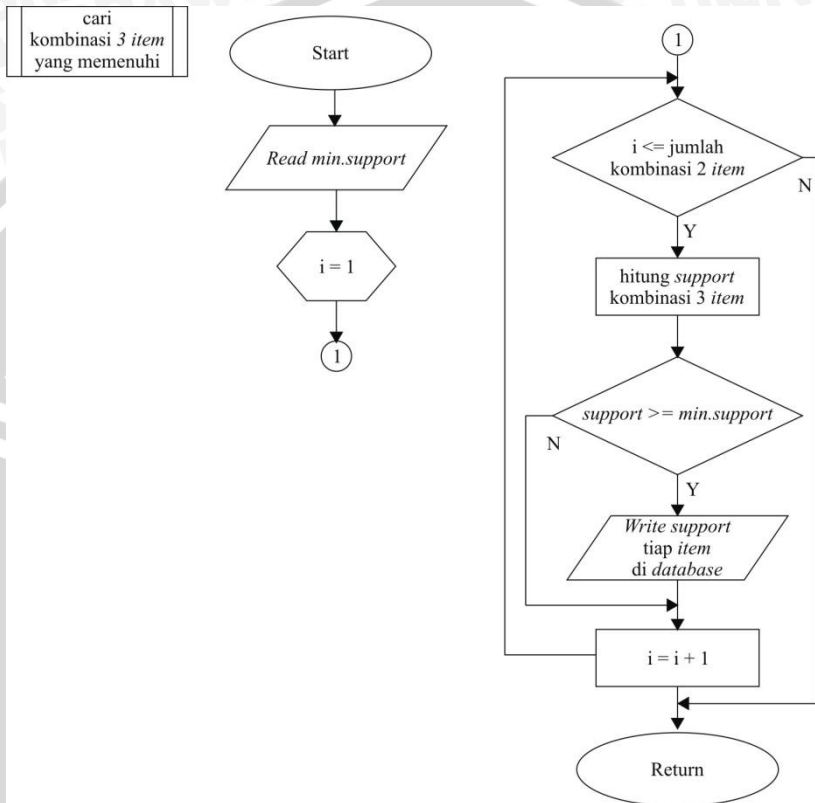


Gambar 3.4 Pencarian *confidence* 2-item

Langkah- langkah menghitung *confidence* 2 item :

1. Cek *min.confidence* yang telah ditentukan di awal.
2. Set $i=1$.
3. Jika $i \leq$ jumlah kombinasi 2-item maka hitung nilai *miu Fuzzy c-Covering*. Jika $i >$ jumlah kombinasi 2-item maka perhitungan *confidence* 2-item selesai.
4. Hitung *confidence* dan *lift* rasio dari kombinasi 2-item.

5. Jika $confidence > min.confidence$ maka simpan *rule* yang didapatkan. Jika tidak, ulangi langkah 3.

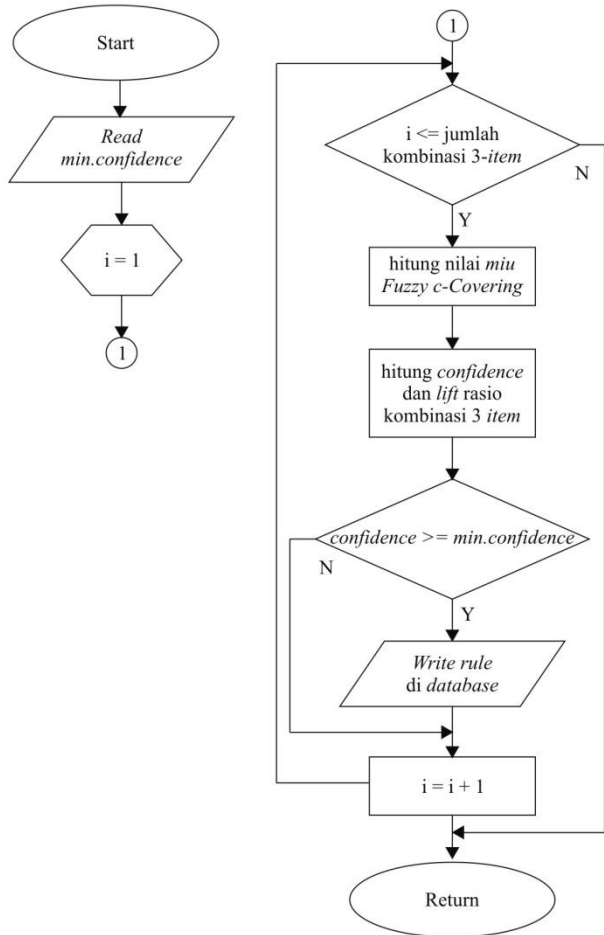


Gambar 3.5 Cari 3 kombinasi *item*

Langkah- langkah menghitung kombinasi 2 *item* :

1. Baca *min.support* yang diinputkan.
2. Set $i=1$
3. Jika $i \leq$ jumlah kombinasi 2 *item*, maka hitung *support* 3-*item*. Jika $i >$ jumlah transaksi, maka perhitungan *support* 3 *item* selesai.
4. Cek apakah *support* memenuhi. Jika memenuhi, maka simpan *support* *item* tersebut untuk langkah selanjutnya. Jika tidak, maka ulangi langkah 3.

hitung *confidence*
tiap kombinasi
3 item dengan
Fuzzy *c-Covering*



Gambar 3.6 Cari *confidence* tiap kombinasi 3-item

3.4 Perhitungan manual

Untuk contoh perhitungan manual digunakan tabel 3.1.

Tabel 3.1 Data perhitungan manual

Kode Transaksi	Item
100	I1, I2, I5
200	I2, I4
300	I2, I3

400	I1, I2, I4
500	I1, I3
600	I2, I3
700	I1, I3
800	I1, I2, I3, I5
900	I1, I2, I3
1000	I1, I2, I4, I6, I8

Misal $max_threshold = 4$. Set $k = 1$. Dari tabel 3.1, yang memenuhi adalah transaksi dengan kode 100 sampai dengan 900. Maka dari tabel 3.1 diperoleh $QT = \{ (I1, I2, I5), (I2, I4), (I2, I3), (I1, I2, I4), (I1, I3), (I2, I3), (I1, I3), (I1, I2, I3, I5), (I1, I2, I3) \}$ dan $T = \{ 100, 200, 300, 400, 500, 600, 700, 800, 900 \}$. $T(1000)$ tidak memenuhi $max_threshold$ karena terdiri dari 5 item sehingga tidak disertakan pada *qualified transaction*.

Kemudian tentukan $min_support$ ke-1. Misalkan $min_support_1 = 0.1 = 10\%$. Berdasarkan QT di atas, maka dapat ditentukan *item-item* yang dicari *support*-nya, yaitu I1, I2, I3, I4 dan I5. Berikut ini adalah cara penghitungan *support* untuk tiap *item*:

$$support(I1) = \frac{\sum_{t=1}^9 \frac{1}{|T_t|!} s(I1, T_t)}{1!(|T_t|-1)!}$$

$$= \frac{\frac{1}{3!} + \frac{1}{2!} + \frac{1}{2!} + \frac{1}{3!} + \frac{1}{2!} + \frac{1}{2!} + \frac{1}{2!} + \frac{1}{4!} + \frac{1}{3!}}{1!(3-1)! + 1!(2-1)! + 1!(2-1)! + 1!(3-1)! + 1!(2-1)! + 1!(2-1)! + 1!(2-1)! + 1!(4-1)! + 1!(3-1)!}$$

$$= \frac{\frac{1}{3} + 0 + 0 + \frac{1}{3} + \frac{1}{2} + 0 + \frac{1}{2} + \frac{1}{4} + \frac{1}{3}}{9} = \frac{2,25}{9} = 0,25$$

$$support(I2) = \frac{\frac{1}{3} + \frac{1}{2} + \frac{1}{2} + \frac{1}{3} + 0 + \frac{1}{2} + 0 + \frac{1}{4} + \frac{1}{3}}{9} = \frac{11}{36} = 0.306$$

support (I3)=

$$\frac{0+0+\frac{1}{2}+0+\frac{1}{2}+\frac{1}{2}+\frac{1}{2}+\frac{1}{4}+\frac{1}{3}}{9} = \frac{31}{108} = 0.287$$

$$\text{support (I4)} = \frac{0+\frac{1}{2}+0+\frac{1}{3}+0+0+0+0+0}{9} = \frac{5}{54} = 0.093$$

(tidak memenuhi)

support (I5)

$$= \frac{\frac{1}{3}+0+0+0+0+0+0+\frac{1}{4}+0}{9} = \frac{7}{108} = 0.065$$

(tidak memenuhi)

Dari hasil perhitungan di atas, yang memenuhi *min_support_1* adalah I1, I2, dan I3. Setelah itu k diset menjadi k=2. Misalkan *min_support_2* = 9%. Kemudian dicari kombinasi 2-item dan *support* dari item yang tersisa :

support(I1,I2)

$$\begin{aligned} &= \frac{\frac{1}{3!} + \frac{1}{2!} + \frac{1}{2!} + \frac{1}{3!} + \frac{1}{2!} + \frac{1}{2!} + \frac{1}{2!} + \frac{1}{2!} + \frac{1}{4!} + \frac{1}{3!}}{\frac{2!(3-2)!}{1} + \frac{2!(2-2)!}{0} + \frac{2!(2-2)!}{0} + \frac{2!(3-2)!}{1} + \frac{2!(2-2)!}{0} + \frac{2!(2-2)!}{0} + \frac{2!(2-2)!}{0} + \frac{2!(2-2)!}{0} + \frac{4!(4-2)!}{1} + \frac{3!(3-2)!}{1}} \\ &= \frac{\frac{1}{3} + 0 + 0 + \frac{1}{3} + 0 + 0 + 0 + \frac{1}{6} + \frac{1}{3}}{9} = \frac{7}{54} = 0.13 \end{aligned}$$

support(I1,I3)

$$= \frac{0+0+0+0+1+0+1+\frac{1}{6}+\frac{1}{3}}{9} = \frac{5}{18} = 0.28$$

$support(I2,I3)$

$$= \frac{0+0+1+0+0+1+0+\frac{1}{6}+\frac{1}{3}}{9} = \frac{5}{18} = 0.28$$

Semua kandidat *itemset* di atas memenuhi $support(u) \geq min_support_2$, maka semua *itemset* tersebut dikombinasikan lagi menjadi kombinasi 3-*itemset*. Set $k=3$ dan misalkan $min_support_3 = 11\%$. *Support*-nya kemudian dicari sebagai berikut :

$support(I1,I2,I3)$

$$= \frac{\frac{1}{3!(3-3)!} + \frac{1}{2!(2-3)!} + \frac{1}{2!(2-3)!} + \frac{1}{3!(3-3)!} + \frac{1}{2!(2-3)!} + \frac{1}{2!(2-3)!} + \frac{1}{2!(2-3)!} + \frac{1}{3!(4-3)!} + \frac{1}{3!(3-3)!}}{9}$$

$$= \frac{0+0+0+0+0+0+0+\frac{1}{4}+1}{9} = \frac{5}{36} = 0.139$$

Karena sudah tidak ada kombinasi yang memungkinkan lagi untuk memenuhi $min_support$ yang ditentukan, maka penghitungan selesai. Setelah itu tiap *item* yang telah didapatkan dari langkah-langkah sebelumnya, yaitu I1, I2 dan I3, didefinisikan sebagai *fuzzy set* terhadap T.

$$\mu_{I_1}(100) = \frac{\mu_{100}(I_1)}{\mu_{100}(I_1) + \mu_{100}(I_2) + \mu_{100}(I_3)} = \frac{\frac{1}{3}}{\frac{1}{3} + \frac{1}{3} + \frac{1}{3}} = \frac{1}{3} = \frac{1}{3}$$

$$\mu_{I_2}(100) = \frac{\mu_{100}(I_2)}{\mu_{100}(I_1) + \mu_{100}(I_2) + \mu_{100}(I_3)} = \frac{\frac{1}{3}}{\frac{1}{3} + \frac{1}{3} + \frac{1}{3}} = \frac{1}{3} = \frac{1}{3}$$

$$\mu_{I_3}(300) = \frac{\mu_{300}(I_3)}{\mu_{300}(I_2) + \mu_{300}(I_3)} = \frac{\frac{1}{2}}{\frac{1}{2} + \frac{1}{2}} = \frac{\frac{1}{2}}{1} = \frac{1}{2}$$

Berdasarkan perhitungan tersebut, maka *item* I1, I2, I3 dan dapat didefinisikan sebagai berikut :

$$\mu_{I_1} = \{(1/3)/100, (1/3)/400, (1/2)/500, (1/2)/700, (1/4)/800, (1/3)/900\}$$

$$\mu_{I_2} = \{(1/3)/100, (1/2)/200, (1/2)/300, (1/3)/400, (1/2)/600, (1/4)/800, (1/3)/900\}$$

$$\mu_{I_3} = \{(1/2)/300, (1/2)/500, (1/2)/600, (1/2)/700, (1/4)/800, (1/3)/900\}$$

Dari *item-item* tersebut kemudian dicari *confidence* dari setiap kombinasi *k-item* yang memungkinkan, dimulai dari *k=2*.

Kombinasi 2 :

$$\text{confidence (I1} \rightarrow \text{I2)} = \frac{\frac{1}{3} + \frac{1}{3} + \frac{1}{4} + \frac{1}{3}}{9} = \frac{5}{9} = 0.56 = 56\%$$

(baca: *confidence* dari rule **if I1 then I2** sebesar 56%)

$$\text{confidence (I2} \rightarrow \text{I1)} = \frac{\sum_{i \in I} \min\{\mu_{I_1}(i), \mu_{I_2}(i)\}}{\sum_{i \in I} \mu_{I_2}(i)}$$

$$\text{confidence (I2} \rightarrow \text{I1)} = \frac{\frac{1}{3} + \frac{1}{3} + \frac{1}{4} + \frac{1}{3}}{\frac{11}{4}} = \frac{5}{11} = 0.455 = 45.5\%$$

$$\text{confidence (I1} \rightarrow \text{I3)} = \frac{\sum_{i \in I} \min\{\mu_{I_3}(i), \mu_{I_1}(i)\}}{\sum_{i \in I} \mu_{I_1}(i)}$$

$$\text{confidence (I1} \rightarrow \text{I3)} = \frac{\frac{1}{2} + \frac{1}{2} + \frac{1}{4} + \frac{1}{3}}{\frac{9}{4}} = \frac{\frac{12}{9}}{\frac{9}{4}} = \frac{12}{9} \cdot \frac{4}{9} = \frac{19}{27} = 0.704 = 70.4\%$$

$$\text{confidence (I3} \rightarrow \text{I1)} = \frac{\sum_{i \in I} \min\{\mu_{I1}(i), \mu_{I3}(i)\}}{\sum_{i \in I} \mu_{I3}(i)}$$

$$\text{confidence (I3} \rightarrow \text{I1)} = \frac{\frac{1}{2} + \frac{1}{2} + \frac{1}{4} + \frac{1}{3}}{\frac{31}{12}} = \frac{\frac{12}{31}}{\frac{12}{4}} = \frac{12}{31} \cdot \frac{4}{12} = \frac{19}{31} = 0.613 = 61.3\%$$

$$\text{confidence (I2} \rightarrow \text{I3)} = \frac{\sum_{i \in I} \min\{\mu_{I2}(i), \mu_{I3}(i)\}}{\sum_{i \in I} \mu_{I2}(i)}$$

$$\text{confidence (I2} \rightarrow \text{I3)} = \frac{\frac{1}{2} + \frac{1}{2} + \frac{1}{4} + \frac{1}{3}}{\frac{11}{4}} = \frac{\frac{12}{11}}{\frac{11}{4}} = \frac{12}{11} \cdot \frac{4}{11} = \frac{19}{33} = 0.576 = 57.6\%$$

$$\text{confidence (I3} \rightarrow \text{I2)} = \frac{\sum_{i \in I} \min\{\mu_{I2}(i), \mu_{I3}(i)\}}{\sum_{i \in I} \mu_{I3}(i)}$$

$$\text{confidence (I3} \rightarrow \text{I2)} = \frac{\frac{1}{2} + \frac{1}{2} + \frac{1}{4} + \frac{1}{3}}{\frac{31}{12}} = \frac{\frac{12}{31}}{\frac{31}{12}} = \frac{12}{31} \cdot \frac{12}{31} = \frac{19}{31} = 0.613 = 61.3\%$$

Kombinasi 3 :

$$\text{confidence (I1} \wedge \text{I2} \rightarrow \text{I3)} = \frac{\frac{1}{4} + \frac{1}{3}}{\frac{1}{3} + \frac{1}{3} + \frac{1}{4} + \frac{1}{3}} = \frac{\frac{7}{12}}{\frac{5}{4}} = \frac{7}{15} = 0.47 = 47\%$$

(baca: *confidence* dari rule **if I1 and I2 then I3** sebesar 47%).

$$\text{confidence}(I1 \wedge I3 \rightarrow I2) = \frac{\frac{1}{4} + \frac{1}{3}}{\frac{1}{2} + \frac{1}{2} + \frac{1}{4} + \frac{1}{3}} = \frac{\frac{7}{12}}{\frac{19}{12}} = \frac{7}{19} = 0.368 = 36.8\%$$

$$\text{confidence}(I2 \wedge I3 \rightarrow I1) = \frac{\frac{1}{4} + \frac{1}{3}}{\frac{1}{2} + \frac{1}{2} + \frac{1}{4} + \frac{1}{3}} = \frac{\frac{7}{12}}{\frac{19}{12}} = \frac{7}{19} = 0.368 = 36.8\%$$

Nilai *confidence* dipakai untuk menentukan *rule* mana saja yang merupakan *interesting rule*. Misalkan *user* menentukan $\text{min_confidence} = 60\%$, maka yang disebut sebagai *interesting rule* hanya *rule* yang nilai *confidence*-nya $\geq 60\%$, yaitu:

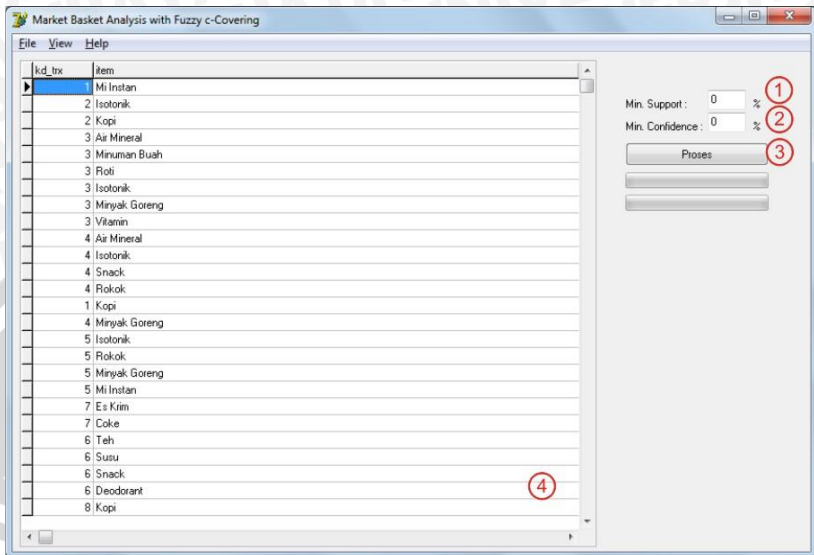
if I1 then I3 [*support* = 28%, *confidence* = 70.4%],

if I3 then I1 [*support* = 28%, *confidence* = 61.3%], dan

if I3 then I2 [*support* = 28%, *confidence* = 61.3%].

3.5 Perancangan antarmuka

Untuk tampilan perangkat lunak *Market Basket Analysis* ini terdapat 2 buah inputan yaitu *min_support*, dan *min_confidence*.



Gambar 3.7 Tampilan Antarmuka

Keterangan gambar :

1. Input *minimum support*.
Pada *textbox* ini pertama-tama kita isi dengan nilai *minimum support* yang kita inginkan.
2. Input *minimum confidence*.
Pada *textbox* ini kita isi dengan nilai *minimum confidence* yang kita inginkan sebagai *threshold* dalam penghitungan nilai *rule*.
3. Tombol proses penghitungan.
Setelah mengisi nilai *minimum support* dan *minimum confidence*, tekan tombol “Proses” untuk memulai proses pencarian *rule*.
4. Tampilan data *rule* yang dihasilkan.
Setelah proses selesai, maka data *rule* akan ditampilkan pada *DBGrid* yang tersedia.

3.6 Perancangan database

Tabel 3.2 TTransaksi

No	Field	Tipe Data	Allow Null
1	Kd_trx	AutoNumber	No
2	Tanggal	Date	No
3	Jml_item	Teks	Yes

Tabel Ttransaksi digunakan untuk menyimpan data transaksi. Data yang disimpan adalah kode transaksi,tanggal,dan jumlah item yang terdapat dalam transaksi tersebut. *Primary keynya* adalah kd_trx.

Tabel 3.3 TItems

No	Field	Tipe Data	Allow Null
1	ID	AutoNumber	No
2	Kd_trx	Number	No
3	Item	Teks	No
4	Merk	Teks	Yes
5	Miu	Number	Yes

Tabel Titem ini digunakan untuk menyimpan detail transaksi dari tiap transaksi yang ada. Data yang disimpan adalah kode transaksi,jenis item,dan merk barang yang dibeli serta nilai miu tiap item dalam transaksi. *Primary keynya* adalah id.

Tabel 3.4 TResult

No	Field	Tipe Data	Allow Null
1	Id_result	AutoNumber	No
2	Min_sup	Number	No
3	Min_conf	Number	No
4	Total_trx	Number	No
5	Total_rule	Number	No

Tabel Tresult ini digunakan untuk menyimpan data uji coba yang dilakukan dengan *support* dan *confidence* yang berbeda. Data yang disimpan adalah id *result*,*minimum support*,*minimum confidence*,total transaksi,dan total *rule* yang dihasilkan. *Primary keynya* adalah *id_result*.

Tabel 3.5 Tsupport

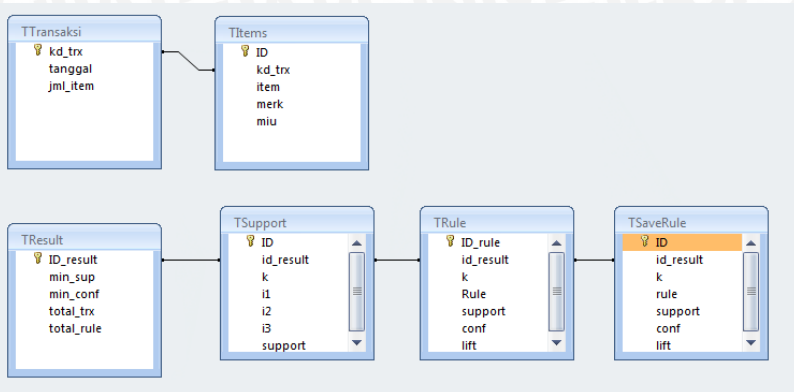
No	Field	Tipe Data	Allow Null
1	Id	AutoNumber	No
2	Id_result	Number	Yes
3	k	Number	No
4	I1	Teks	No
5	I2	Teks	Yes
6	I3	Teks	Yes
7	Support	Number	No

Tabel ini digunakan untuk menyimpan detail *result* yang dihasilkan. Data-data yang disimpan adalah *id result*, jumlah kombinasi(*k*), *item1*, *item2*, *item3*, dan *support*. *Primary keynya* adalah *id*.

Tabel 3.6 TSaveRule

No	Field	Tipe Data	Allow Null
1	Id	AutoNumber	No
2	Id_result	Number	Yes
3	k	Number	No
4	Rule	Teks	No
5	Support	Number	Yes
6	Conf	Number	Yes
7	Lift	Number	Yes

Tabel ini digunakan untuk menyimpan detail *rule* yang dihasilkan. Data-data yang disimpan adalah *id, id_result*, nilai *k*, *rule*, *support*, *confidence*, dan nilai *lift* rasio. *Primary keynya* adalah *id*.



Gambar 3.8 Relasi antar tabel

Relasi antar tabel tersebut dapat dijelaskan sebagai berikut :

- Relasi antara Ttransaksi dengan Titems adalah *one to many* karena dalam suatu transaksi terdapat beberapa *item* didalamnya.
- Relasi antara Tresult dan Tsupport adalah *one to many* karena dalam suatu *result* mempunyai beberapa *rule* yang dihasilkan.
- Relasi antara Tsupport dengan Trule adalah *one to one* karena dari tiap *support* akan dicari *rule* yang dihasilkan.
- Relasi antara Trule dengan Tsimpanrule adalah *one to one* karena tiap *rule* yang didapat akan disimpan dalam TSimpanRule.

3.7 Perancangan uji coba

Perancangan uji coba digunakan untuk membuktikan nilai dari tingkat kepercayaan *rule* yang dihasilkan dari algoritma Fuzzy c-covering. Untuk menentukan nilai kekuatan *rule* yang dihasilkan digunakan rumus *lift* rasio.

Tabel 3.7 Perancangan Uji Coba

<i>Support</i> (%)	Jumlah <i>item</i>	<i>Confidence</i> (%)	Jumlah <i>rule</i>	Rata- rata <i>lift</i> rasio
0.5		40		
0.5		50		
0.5		60		

0.6		40		
0.6		50		
0.6		60		
0.7		40		
0.7		50		
0.7		60		

Pengujian dilakukan sebanyak tiga kali menggunakan data transaksi selama satu satu bulan, dengan beberapa *minimum support* dan *minimum confidence* yang berbeda. Diasumsikan *minimum support* untuk tiap kombinasi bernilai sama.

Minimum support yang diujikan adalah 0.5 , 0.6 , dan 0.7 dengan *minimum confidence* 40%,50%,dan 60%.



BAB IV

IMPLEMENTASI DAN PEMBAHASAN

4.1 Perangkat Sistem

Dalam membangun dan menjalankan program dalam penelitian ini dibutuhkan perangkat keras dan perangkat lunak.

4.1.1. Lingkungan Perangkat Keras

Perangkat keras yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

- a. Intel Core i3 2.26GHz
- b. Memory 2GB
- c. Monitor 14"
- d. Harddisk kapasitas 320GB
- e. Keyboard
- f. Mouse

4.1.2. Lingkungan Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

- a. Microsoft Access yang digunakan sebagai *database*
- b. Delphi 7 yang digunakan untuk membangun dan menjalankan aplikasi.

4.2 Implementasi

Pada proses ini membahas implementasi dalam membangun program serta proses-proses apa saja yang terdapat pada program yang dibuat.

4.2.1. Implementasi database

Database pada program ini diimplementasikan pada *database* Microsoft Access. Pada program ini terdapat lima tabel yang dibutuhkan, tabel tersebut adalah tabel untuk menyimpan transaksi yaitu *ttransaksi* dan *titems*, serta tabel untuk menyimpan hasil yaitu *tresult*, *tsupport*, dan *tsaverule*.

4.2.2. Implementasi program

Dalam implementasi program terdapat beberapa langkah yaitu menentukan *list item*, menghitung *support 1 item*, mengitung

support 2 dan 3 kombinasi *item*, menghitung *confidence* dan *lift ratio*.

4.2.2.1 Hitung nilai support 1 item

Pertama kali adalah mencari *list item* apa saja yang terdapat pada transaksi. Setelah ditemukan *item* yang ada, maka akan dicari support untuk masing-masing *item*.

```
1 aq1.Close;
2 aq1.SQL.Clear;
3 aq1.SQL.Add('select * from titems');
4 aq1.Open;
5 aq1.First;
6
7 for i:=1 to aq1.RecordCount do
8 begin
9     aq2.Close;
10    aq2.SQL.Clear;
11    aq2.SQL.Add('select * from tsupport where
12                k=1 and j1='+
13                quotedstr(aq1.Fields[2].AsString));
14    aq2.Open;
15
16    if(aq2.RecordCount=0) then
17    begin
18        aq2.Close;
19        aq2.SQL.Clear;
20        aq2.SQL.Add('insert into tsupport(k,j1)
21                    values(1, '+
22                    quotedstr(aq1.Fields[2].AsString)+'
23                    ');
24        aq2.ExecSQL;
25    end;
26    aq1.Next;
27 end;
28
29 aq1.Close;
30 aq1.SQL.Clear;
31 aq1.SQL.Add('select * from ttransaksi where
```

```
32     jml_item>1');
33 aq1.Open;
34 jml_trx:=aq1.RecordCount;
35
36 aq1.Close;
37 aq1.SQL.Clear;
38 aq1.SQL.Add('select * from tsupport where
39     k=1');
40 aq1.Open; aq1.First;
41
42 for i:=1 to aq1.RecordCount do
43     begin
44         jml_sup:=0;
45         aq2.Close;
46         aq2.SQL.Clear;
47         aq2.SQL.Add('select * from titems where
48             item='+
49             quotedstr(aq1.Fields[3].AsString));
50         aq2.Open;aq2.First;
51
52     for j:=1 to aq2.RecordCount do
53         begin
54             aq3.Close;
55             aq3.SQL.Clear;
56             aq3.SQL.Add('select * from titems where
57                 kd_trx='+aq2.Fields[1].AsString);
58             aq3.Open;
59
60             jml_sup:=jml_sup+(1/aq3.RecordCount);
61             aq2.Next;
62         end;
63
64     jml_sup:=jml_sup/jml_trx;
65
66 aq3.Close;
67 aq3.SQL.Clear;
68 aq3.SQL.Add('update tsupport set support='+
69     floattostr(jml_sup)+' where k=1 and j1='+
```

```
70     quotedstr(aq1.Fields[3].AsString));
71   aq3.ExecSQL;
72   aq1.Next;
73   end;
```

Kode Program 4.1 Support 1 item

Kode program 4.1 merupakan proses untuk menghitung *support* satu *item*. Penghitungan nilai *support* ditunjukkan pada baris 64. Semua *support* yang ditemukan akan disimpan dalam *tsupport*.

4.2.2.2 Hitung nilai support, confidence, dan lift ratio 2 item

Setelah didapat *support* satu item, maka diambil *item* yang memiliki *support* yang memenuhi yaitu *item* yang memiliki nilai *support* lebih besar daripada *minimum support* yang diinputkan sebelumnya.

```
1   aq1.Close;
2   aq1.SQL.Clear;
3   aq1.SQL.Add('select * from ttransaksi where
4     jml_item>1');
5   aq1.Open;
6   jml_trx:=aq1.RecordCount;
7
8   aq1.Close;
9   aq1.SQL.Clear;
10  aq1.SQL.Add('delete from tsupport where k=2
11    and id_result='+quotedstr(id_result));
12  aq1.ExecSQL;
13
14  aq1.Close;
15  aq1.SQL.Clear;
16  aq1.SQL.Add('select * from tsupport where k=1
17    and support>'+
18    floattostr(strtofloat(edit1.Text)/100));
19  aq1.Open; aq1.First;
20
21  for i:=1 to aq1.RecordCount do
22    begin
23      aq2.Close;
24      aq2.SQL.Clear;
```



```
23 aq2.SQL.Add('select * from tsupport where
24 k=1 and support>'+
25 floattostr(strtofloat(edit1.Text)/100));
26 aq2.Open; aq2.First;
27
28 for j:=1 to aq2.RecordCount do
29 begin
30 jml_sup:=0; jml_conf:=0; jml_item1:=0;
31 if(aq1.Fields[3].AsString<>aq2.Fields[3].AsSt
32 ring)then
33 begin
34 aq3.Close;
35 aq3.SQL.Clear;
36 aq3.SQL.Add('select * from titems where
37 item='+
38 quotedstr(aq1.Fields[3].AsString));
39 aq3.Open; aq3.First;
40
41 for k:=1 to aq3.RecordCount do
42 begin
43 //hitung miu item1
44 aq4.Close;
45 aq4.SQL.Clear;
46 aq4.SQL.Add('select * from titems where
47 kd_trx='+aq3.Fields[1].AsString);
48 aq4.Open;
49
50 jml_item1:=jml_item1+(1/aq4.RecordCount);
51
52 //pilih trx yang mengandung item2
53 aq4.Close;
54 aq4.SQL.Clear;
55 aq4.SQL.Add('select * from titems where
56 item='+quotedstr(aq2.Fields[3].AsString)+
57 'and kd_trx='+ aq3.Fields[1].AsString);
58 aq4.Open;
```

```
57 if(aq4.RecordCount<>0) then
58   begin
59     aq4.Close;
60     aq4.SQL.Clear;
61     aq4.SQL.Add('select * from titems where
62       kd_trx='+ aq3.Fields[1].AsString);
63     aq4.Open;
64     jml_item:=aq4.RecordCount;
65     fak1:=1;fak2:=1;
66     for l:=1 to jml_item do fak1:=fak1*l;
67     for l:=2 to jml_item-1 do
68       fak2:=fak2*(jml_item-l);
69     fak:=fak1/(2*fak2);
70
71     jml_sup:=jml_sup+((1/fak)/jml_trx);
72     jml_conf:=jml_conf+(1/jml_item);
73   end;
74
75   aq3.Next;
76 end;//end for k
77
78 jml_conf:=jml_conf/jml_item1;
79
80 if(jml_sup>=(strtofloat(edit1.Text)/100))and(
81 jml_conf>=(strtoint(edit2.Text)/100))then
82   begin
83     //expected conf
84     aq4.Close;
85     aq4.SQL.Clear;
86     aq4.SQL.Add('select * from titems where
87       item='+quotedstr(aq2.Fields[3].AsString))
88     ;
89     aq4.Open;
90     ec:=aq4.RecordCount/jml_trx;
91     lift:=jml_conf/ec;
```

```

91  aq4.Close;
92  aq4.SQL.Clear;
93  aq4.SQL.Add('insert into
94      tsupport(id_result,k,j1,m1,support,
95      confidence,lift_ratio)'+values('+
96      quotedstr(id_result)+'+',2, '+'
97      quotedstr(aq1.Fields[3].AsString)+'+', '+'
98      quotedstr(aq2.Fields[3].AsString)+'+', '+'
99      floattostr(jml_sup)+'+', '+'
100     floattostr(jml_conf)+'+', '+'
101     floattostr(lift)+'')');
102  aq4.ExecSQL;
103  end;//end if
104  end;//end if item1<>item2
105  aq2.Next;
106  end;//end for j
107  aq1.Next;
108  end;//end for i

```

Kode Program 4.2 Proses Hitung 2-item combination

Pada proses ini pertama-tama diambil nilai *support* satu *item* yang memenuhi, dan dari *item-item* itu akan dibentuk kombinasi yang memungkinkan. Tiap kombinasi nantinya akan dihitung nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio*-nya. Penghitungan nilai *support* ditunjukkan pada baris 71, nilai *confidence* pada baris 78, dan nilai *lift ratio* pada baris 90. Nilai-nilai yang memenuhi akan disimpan dan dibentuk *rule* dari kombinasi tersebut.

4.2.2.3 Hitung nilai support 3 item

Dari kombinasi 2-item yang didapat, maka akan dicari kombinasi untuk 3-item.

```

1  aq1.Close;
2  aq1.SQL.Clear;
3  aq1.SQL.Add('select * from ttransaksi where
4  jml_item>1');
5  aq1.Open;
6  jml_trx:=aq1.RecordCount;
7

```

```
8 aq1.Close;
9 aq1.SQL.Clear;
10 aq1.SQL.Add('select * from tsupport where k=2
11 and id_result='+quotedstr(id_result));
12 aq1.Open; aq1.First;
13
14 if(strtfloat(aq1.Fields[6].AsString)>(strtfloat
15 (edit1.Text)/100))then
16 begin
17     for i:=1 to aq1.RecordCount do
18         begin
19             aq2.Close;
20             aq2.SQL.Clear;
21             aq2.SQL.Add('select * from tsupport where
22 k=1 and support>'+
23 floattostr(strtfloat(edit1.Text)/100));
24             aq2.Open;
25             aq2.First;
26
27 for j:=1 to aq2.RecordCount do
28     begin
29
30 if(aq2.Fields[3].AsString<>aq1.Fields[3].AsSt
31 ring)and(aq2.Fields[3].AsString<>aq1.Fields[4
32 ].AsString)then
33 begin
34     jml_sup:=0;
35     //item1
36     aq3.Close;
37     aq3.SQL.Clear;
38     aq3.SQL.Add('select * from titems where
39 item='+quotedstr(aq1.Fields[3].AsString));
40     aq3.Open;
41     aq3.First;
42
43 for k:=1 to aq3.RecordCount do
44     begin
45         //item2
```

```
46     aq4.Close;
47     aq4.SQL.Clear;
48     aq4.SQL.Add('select * from titems where
49 item='+quotedstr(aq1.Fields[4].AsString)+'
50 and kd_trx='+aq3.Fields[1].AsString);
51     aq4.Open;
52
53     //item3
54     aq5.Close;
55     aq5.SQL.Clear;
56     aq5.SQL.Add('select * from titems where
57 item='+quotedstr(aq2.Fields[3].AsString)+'
58 and kd_trx='+aq3.Fields[1].AsString);
59     aq5.Open;
60
61     if(aq4.RecordCount<>0)and(aq5.RecordCount<>0)
62     then
63     begin
64     aq4.Close;
65     aq4.SQL.Clear;
66     aq4.SQL.Add('select * from titems where
67 kd_trx='+aq3.Fields[1].AsString);
68     aq4.Open;
69
70     jml_item:=aq4.RecordCount;
71
72     fak1:=1;fak2:=1;
73     for l:=1 to jml_item do fak1:=fak1*l;
74     for l:=3 to jml_item-1 do
75     fak2:=fak2*(jml_item-l);
76     fak:=fak1/(6*fak2);
77
78     jml_sup:=jml_sup+((1/fak)/jml_trx);
79     end;//end if
80     aq3.Next;
81     end;//end for k
82     end;//end if
83     aq2.Next;
```

84	end;//end for j
85	aq1.Next;
86	end;//end for i

Kode Program 4.3 Proses Hitung *support 3-item combination*

Pada proses ini pertama-tama diambil nilai *support* dari kombinasi dua *item* yang memenuhi, dan dari *item-item* itu akan dibentuk kombinasi *3-item* yang memungkinkan. Tiap kombinasi nantinya akan dihitung nilai *support, confidence*, dan *lift ratio*-nya. Penghitungan nilai *support* ditunjukkan pada baris 94, nilai *confidence* pada baris 102, dan nilai *lift ratio* pada baris 114. Nilai-nilai yang memenuhi akan disimpan dan dibentuk *rule* dari kombinasi tersebut.

4.2.2.4 Hitung nilai confidence 3 item

Setelah *support 3 item* didapat maka selanjutnya dicari *confidence* tiap kombinasi yang mungkin dan nilai *lift rasio* nya.

1	aq1.Close;
2	aq1.SQL.Clear;
3	aq1.sql.Add('select * from tsupport where k=3
4	and id_result='+quotedstr(id_result));
5	aq1.open;aq1.first;
6	
7	for i:=1 to aq1.recordcount do
8	begin
9	for j:=1 to 3 do
10	begin
11	//kombinasi pertama-----
12	if (j=1) then
13	begin
14	jml_atas:=0;jml_bawah:=0;
15	//item1
16	aq2.Close;aq2.SQL.Clear;
17	aq2.SQL.Add('select * from titems where
18	item='+quotedstr(aq1.Fields[3].AsString));
19	aq2.Open;aq2.First;
20	
21	for k:=1 to aq2.RecordCount do

```
22 begin
23 //item2
24 aq3.Close;aq3.SQL.Clear;
25 aq3.SQL.Add('select * from titems where
26 item='+quotedstr(aq1.Fields[4].AsString)+'and
27 kd_trx='+aq2.Fields[1].AsString);
28 aq3.Open;
29
30 //pembagi
31 if (aq3.RecordCount<>0) then
32 begin
33 aq4.Close;aq4.SQL.Clear;
34 aq4.SQL.Add('select * from titems where
35 kd_trx='+aq2.Fields[1].AsString);
36 aq4.Open;
37
38 jml_bawah:=jml_bawah+(1/aq4.RecordCount);
39 end;
40
41 //item 3
42 aq4.Close;aq4.SQL.Clear;
43 aq4.SQL.Add('select * from titems where
44 item='+quotedstr(aq1.Fields[5].AsString)+'and
45 kd_trx='+aq2.Fields[1].AsString);
46 aq4.Open;
47
48 if (aq3.RecordCount<>0) and (aq4.RecordCount<>0)
49 then
50 begin
51 aq4.Close;
52 aq4.SQL.Clear;
53 aq4.SQL.Add('select * from titems where
54 kd_trx='+aq2.Fields[1].AsString);
55 aq4.Open;
56 jml_atas:=jml_atas+(1/aq4.RecordCount);
57 end;
58 aq2.Next;
59 end;//end for k
```

```

60
61 if (jml_bawah <> 0) then
62   begin
63     jml_conf := jml_atas / jml_bawah;
64
65     if (jml_conf > (strtofloat(edit2.Text) / 100)) then
66       begin
67         aq4.Close;
68         aq4.SQL.Clear;
69         aq4.SQL.Add('select * from titems where
70 item=' + quotedstr(aq1.Fields[5].AsString));
71         aq4.Open;
72         ec := aq4.RecordCount / jml_trx;
73         lift := jml_conf / ec;
74
75         rule := aq1.Fields[3].AsString + ', ' + aq1.Fields[4
76 ].AsString + ' => ' + aq1.Fields[5].AsString;
77
78         aq4.Close; aq4.SQL.Clear;
79         aq4.SQL.Add('insert into
80 trule(id_result, k, rule, support, conf, lift) +
81 'values (' + quotedstr(id_result) + ', 3, ' + quotedst
82 r(rule) + ', ' + aq1.Fields[6].AsString + ', ' + floatt
83 ostr(jml_conf) + ', ' +
84         floattostr(lift) + ')');
85         aq4.ExecSQL;
86       end; // end if save
87     end;
88   end; // end j=1

```

Kode Program 4.4 Proses Hitung *confidence 3-item combination*

4.3 Uji Coba Program dan analisa hasil

Data yang digunakan dalam proses uji coba program adalah data transaksi dari Indomaret selama bulan Desember 2011. Parameter yang digunakan dalam proses uji coba ini adalah *minimum support* dan *minimum confidence*.

Proses uji coba ini digunakan untuk mengukur kekuatan *rule* yang dibentuk algoritma *fuzzy c-covering*. Kekuatan didapat

berdasarkan rule yang memiliki *lift ratio* lebih dari satu. Nilai *lift ratio* digunakan untuk mengetahui kekuatan (tingkat kepercayaan) *rule* yang dibentuk oleh algoritma *fuzzy c-covering*. Semakin tinggi nilai *lift ratio* maka *rule* yang dibentuk semakin tinggi tingkat kepercayaannya.

Untuk mengukur kekuatan *rule* dilakukan dua skenario pengujian yaitu :

1. Pengujian dengan nilai *support* sama dan *confidence* yang berbeda. Pada proses uji coba ini digunakan parameter *minimum support* 0.5% dengan *minimum confidence* 40% kemudian *minimum confidence* dinaikkan menjadi 50% dan 60%. Jumlah transaksi yang digunakan adalah 98 transaksi.
2. Pengujian yang kedua dilakukan dengan nilai *confidence* yang sama dan *support* yang berbeda. Pada proses uji coba ini digunakan parameter *minimum confidence* 60% dengan *minimum support* 0.5%, 0.6%, dan 0.7%. Jumlah transaksi yang digunakan adalah 98 transaksi.

Adapun hasil uji coba yang pertama yaitu :

- a. Pengujian menggunakan *minimum support* 0.5%, *minimum confidence* 40%, dan jumlah transaksi 98. *Rule* yang dihasilkan dapat dilihat pada tabel 4.1 dan untuk *rule* lengkapnya dapat dilihat pada lampiran.

Tabel 4.1 Tabel *rule* uji coba pertama

Rule	support	conf	lift
Roti => Snack	0,00626	0,663394	1,75709791
Roti => Rokok	0,00524	0,562412	1,28177696
Minyak Goreng => Isotonik	0,005831	0,414074	2,02896296
Minyak Goreng => Air Mineral	0,00724	0,402963	1,51886039
Minyak Goreng => Snack	0,008682	0,467407	1,23799799
Minyak Goreng => Mi Instan	0,008649	0,407407	2,49537037
----	---	---	---

- b. Pengujian menggunakan *minimum support* 0.5%, *minimum confidence* 50%, dan jumlah transaksi 98. *Rule* yang dihasilkan dapat dilihat pada tabel 4.2 dan untuk *rule* lengkapnya dapat dilihat pada lampiran.

Tabel 4.2 Tabel *rule* uji coba kedua

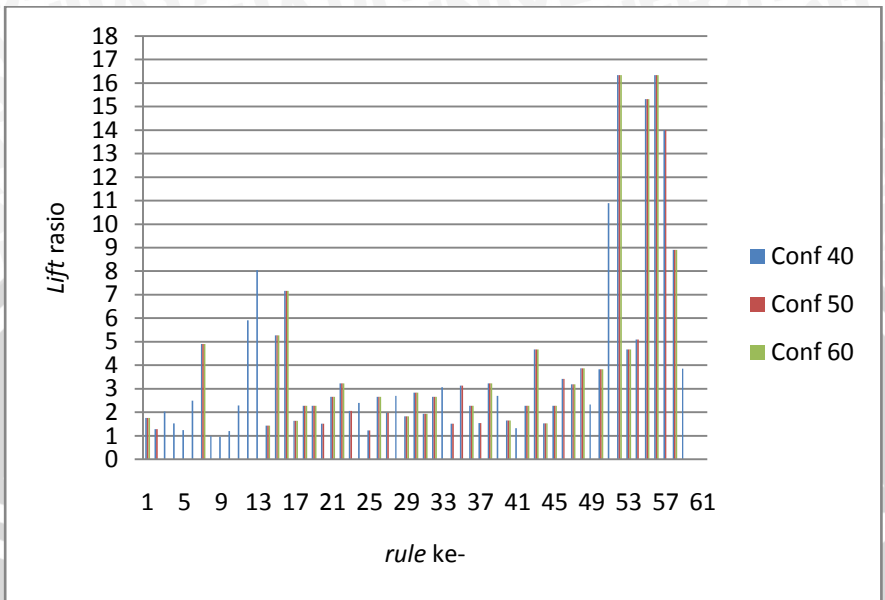
Rule	support	conf	lift
Roti => Snack	0,00626	0,663394	1,757098
Roti => Rokok	0,00524	0,562412	1,281777
Vitamin => Isotonik	0,010884	1	4,9
Permen => Rokok	0,044785	0,630137	1,436126
Deterjen => Mi Instan	0,012755	0,859296	5,263191
Pembalut => Sabun Mandi	0,005102	0,803279	7,156483
Bumbu => Rokok	0,007483	0,714286	1,627907
Korek => Rokok	0,010204	1	2,27907
----	---	---	---

- c. Pengujian menggunakan *minimum support* 0.5%, *minimum confidence* 60%, dan jumlah transaksi 98. *Rule* yang dihasilkan dapat dilihat pada tabel 4.3 dan untuk *rule* lengkapnya dapat dilihat pada lampiran.

Tabel 4.3 Tabel *rule* uji coba ketiga

Rule	support	conf	lift
Roti => Snack	0,00626	0,663394	1,757098
Roti => Rokok	0,00524	0,562412	1,281777
Vitamin => Isotonik	0,010884	1	4,9
Permen => Rokok	0,044785	0,630137	1,436126
Deterjen => Mi Instan	0,012755	0,859296	5,263191
Pembalut => Sabun Mandi	0,005102	0,803279	7,156483
Bumbu => Rokok	0,007483	0,714286	1,627907
Korek => Rokok	0,010204	1	2,27907
----	---	---	---

Hasil dari ketiga uji coba tersebut dapat dilihat pada grafik 4.1 yang menunjukkan *lift* rasio pada *rule* yang menggunakan *minimum support* 0.5% dan *minimum confidence* 40%, 50%, dan 60%.



Gambar 4.1 Grafik lift rasio berdasar *minimum confidence*

Dapat dilihat pada gambar 4.1 bahwa dengan nilai *confidence* 0,4 didapat nilai minimum lift rasio adalah 0,95 pada rule ke 9 dan nilai maksimum lift rasio adalah 16,3 pada rule ke-52 dan 56. Lift rasio yang direkomendasikan adalah rule yang memiliki nilai lift lebih dari 1. Semakin tinggi nilainya maka rule tersebut semakin dapat dipercaya. Sebagai contoh terdapat rule Minyak Goreng => Air Mineral yaitu jika membeli minyak goreng kemungkinan membeli air mineral dengan nilai lift rasio 1,51, maka rule tersebut lebih baik daripada rule Minyak Goreng => Air Mineral yang memiliki nilai lift rasio 1,23.

Uji coba berikutnya adalah untuk mengetahui pengaruh *minimum support* terhadap hasil dari pembentukan rule.

- a. Pengujian menggunakan *minimum support* 0.6%, *minimum confidence* 60%, dan jumlah transaksi 98. Rule yang dihasilkan dapat dilihat pada tabel 4.4 dan untuk rule lengkapnya dapat dilihat pada lampiran.

Tabel 4.4 Tabel rule uji coba keempat

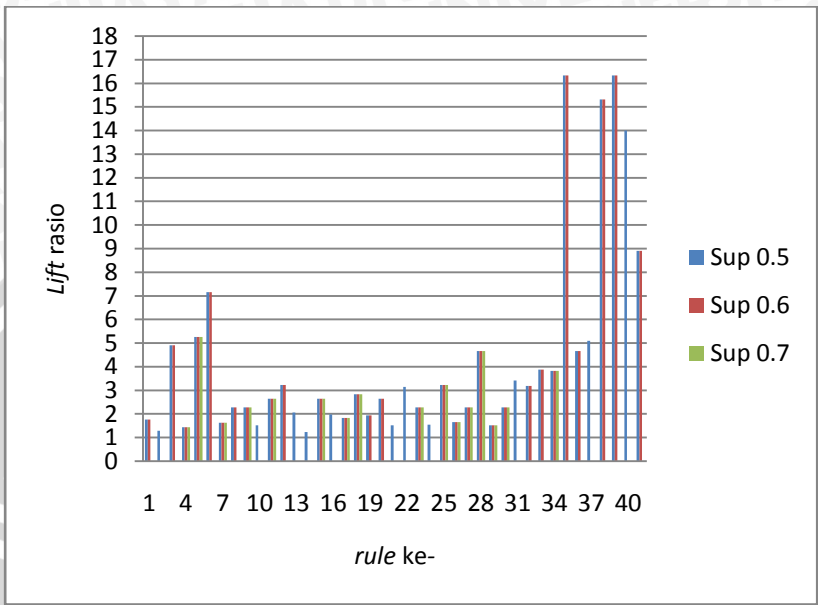
Rule	support	conf	lift
Roti => Snack	0,00626	0,663394	1,757098
Vitamin => Isotonik	0,010884	1	4,9
Permen => Rokok	0,044785	0,630137	1,436126
Deterjen => Mi Instan	0,012755	0,859296	5,263191
Bumbu => Rokok	0,007483	0,714286	1,627907
Telur => Rokok	0,013605	1	2,27907

- b. Pengujian menggunakan *minimum support* 0.7%, *minimum confidence* 60%, dan jumlah transaksi 98. *Rule* yang dihasilkan dapat dilihat pada tabel 4.5 dan untuk *rule* lengkapnya dapat dilihat pada lampiran.

Tabel 4.5 Tabel *rule* uji coba kelima

Rule	support	conf	lift
Permen => Rokok	0,044785	0,630137	1,436126
Deterjen => Mi Instan	0,012755	0,859296	5,263191
Bumbu => Rokok	0,007483	0,714286	1,627907
Telur => Rokok	0,013605	1	2,27907
----	---	---	--

Dari uji coba ketiga, keempat, dan kelima yang telah dilakukan kemudian dibentuk grafik *lift* rasio setiap *rule* yang terbentuk untuk mengetahui perbedaannya. Ditunjukkan pada gambar 4.2



Gambar 4.2 Grafik berdasar tabel 4.3, 4.4 dan 4.5

Dari gambar 4.2 dapat dilihat bahwa *minimum support* dapat mempengaruhi *lift ratio*. *Lift ratio* dengan *minimum support* 0.5 memiliki nilai maksimum yang lebih tinggi yaitu 16,33 dan pada *minimum support* 0.7 memiliki nilai 5,2. Semakin tinggi nilai *minimum support*, semakin kecil nilai *lift ratio* hal ini disebabkan karena nilai *expected confidence* semakin besar. Nilai *lift ratio* berbanding terbalik dengan *expected confidence*. Semakin tinggi nilai *expected confidence*, semakin kecil nilai *lift ratio*. Untuk mendapatkan nilai *expected confidence* sama dengan mendapat nilai *support* yaitu membagi jumlah itemset dalam hal ini *consequent* dengan jumlah transaksi. Jadi dengan batasan *minimum support* semakin besar, maka semakin besar pula nilai *expected confidence*.

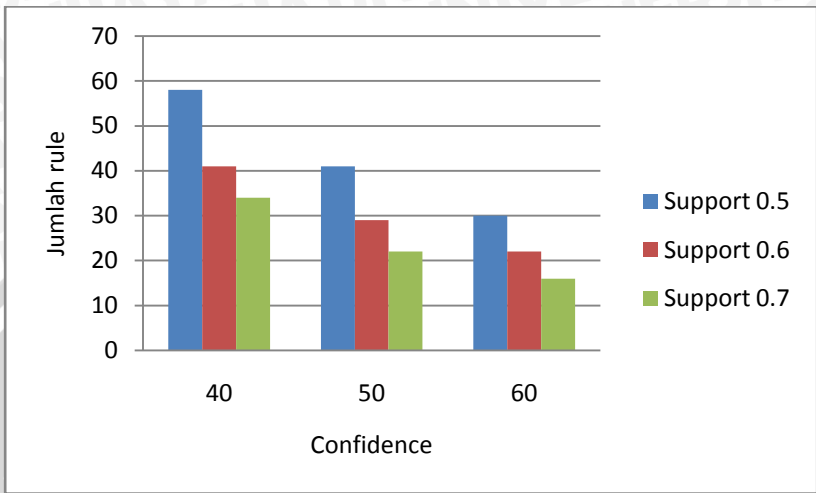
Dari beberapa uji coba tersebut dapat dilihat perbedaan jumlah *rule* dan rata-rata nilai *lift ratio* pada tabel 4.6.

Tabel 4.6 Tabel uji coba

<i>Support</i> (%)	Jumlah <i>item</i>	<i>Confidence</i> (%)	Jumlah <i>rule</i>	Rata- rata <i>lift</i> rasio
0.5	39	40	58	3,85
0.5	39	50	41	4,18
0.5	39	60	30	4,49
0.6	36	40	41	2,51
0.6	36	50	29	2,60
0.6	36	60	22	2,75
0.7	34	40	34	2,39
0.7	34	50	22	2,44
0.7	34	60	16	2,64

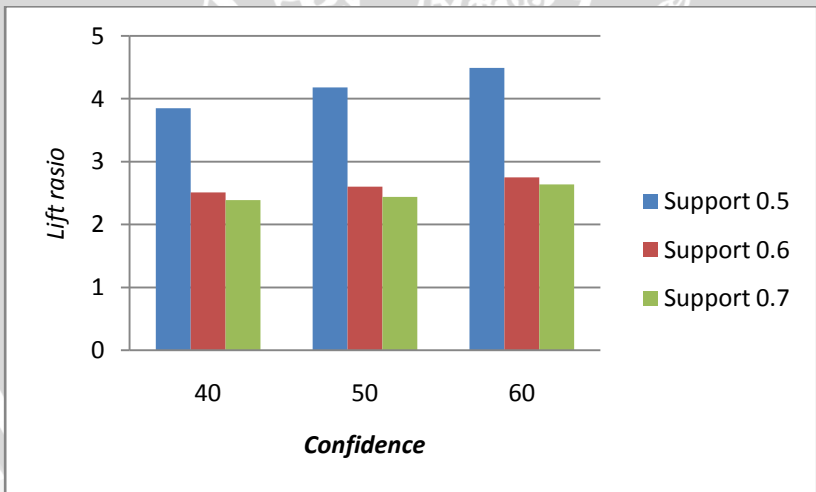
Berdasarkan uji coba yang dilakukan, didapat bahwa :

1. Semakin besar nilai *minimum support* dan *minimum confidence* maka jumlah *rule* yang dihasilkan semakin sedikit. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 4.3.
2. Nilai *lift* rasio berbanding terbalik dengan *minimum support*. Semakin tinggi nilai *minimum support* maka semakin kecil rata-rata nilai *lift* rasio. Sebaliknya, nilai *lift* rasio berbanding lurus dengan *minimum confidence*. Semakin besar *minimum confidence*, maka nilai *lift* rasio juga semakin bertambah. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 4.4.



Gambar 4.3 Perbandingan jumlah rule dengan nilai *confidence*

Dari gambar 4.3 dapat dilihat bahwa semakin besar *minimum confidence* maka jumlah *rule* yang didapat akan semakin kecil.



Gambar 4.4 Perbandingan nilai *lift* dengan nilai *confidence*

Dari gambar 4.4 dapat dilihat bahwa semakin besar *minimum confidence* maka nilai *lift* yang didapat juga akan semakin bertambah.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang diperoleh dalam menyelesaikan skripsi ini adalah :

1. Algoritma *Fuzzy c-Covering* dapat digunakan untuk pengenalan pola transaksi pada sebuah *mini market*. Untuk mencari pola pembelian, dilakukan pemilihan *item* yang memenuhi berdasar *minimum support* dan *minimum confidence* yang ditentukan, kemudian menguji ketepatan *rule* yang didapat dengan menghitung nilai *lift* rasio. Hasil pencarian pola yang menghasilkan *rule* ini dapat digunakan pada Indomaret.
2. Berdasarkan uji coba yang dilakukan, didapat bahwa nilai *lift* rasio dipengaruhi oleh *minimum support*. Pada uji coba tersebut didapat bahwa dengan *minimum support* 0.5%, *minimum confidence* 60%, dan jumlah data 98, memiliki nilai *lift* paling tinggi 16,33 dan paling rendah 1,43. Jika nilai *lift* lebih dari 1 maka *rule* direkomendasikan. Semakin tinggi nilai *lift* rasio maka *rule* tersebut semakin kuat.

5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan setelah menyelesaikan skripsi ini adalah untuk mengetahui bahwa metode *Fuzzy c-Covering* ini memiliki nilai akurasi yang lebih baik maka harus dibandingkan dengan algoritma lain.

DAFTAR PUSTAKA

- Budhi, Gregorius S.; *Aplikasi Data Mining dengan Konsep Fuzzy c-Covering untuk Analisa Market Basket pada pasar swalayan*. Petra. 2005
- Edelstein; *Introduction to Data Mining and Knowledge Discovery*. Two Crows Corp. 1999
- Foby, Tom; *Association Rules (Aka Affinity Analysis or Market Basket Analysis)*. Department of Economics Southern Methodist University Dallas. Texas. 2011
- Intan, Rolly; Mukaidono, Masao; *A Proposal of Fuzzy Thesaurus Generated by Fuzzy Covering*. IEEE. 2003: p. 167-172
- Kamber, Micheline; *Data Mining: Concepts and Techniques*. Morgan Kaufmann, 2001
- Kantardzic; *Data Mining: Concepts, Models, Methods, and Algorithms*. IEEE. 2003
- Klir, George J.; Yuan, Bo; *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic – Theory and Applications*. India: Prentice Hall, 2001
- Larose, Daniel T.; *Data Mining Methods and Models*. CCSU, 2005
- Prasetyo, Ibig; *Penerapan Fuzzy c-Covering pada Transaksi Belanja Mini Market*. UPN Veteran, 2008
- Riviana, Sitra Lativa; *Analisis Data Penjualan Menggunakan Algoritma Pincer Search*. UB, 2010
- Witten, Ian H.; *Data Mining Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations*, Morgan Kaufmann Publishers, 2000

LAMPIRAN

Tabel Rule dengan minimum support 0.5% dan confidence 40%

Rule	support	conf	lift
Roti => Snack	0,00626	0,663394	1,75709791
Roti => Rokok	0,00524	0,562412	1,28177696
Minyak Goreng => Isotonik	0,005831	0,414074	2,02896296
Minyak Goreng => Air Mineral	0,00724	0,402963	1,51886039
Minyak Goreng => Snack	0,008682	0,467407	1,23799799
Minyak Goreng => Mi Instan	0,008649	0,407407	2,49537037
Vitamin => Isotonik	0,010884	1	4,9
Teh => Rokok	0,029592	0,431978	0,98450699
Susu => Rokok	0,027008	0,419267	0,95553801
Obat Nyamuk => Snack	0,005815	0,452412	1,19828041
Shampo => Susu	0,005782	0,48913	2,28260869
Softener => Minuman Buah	0,010204	0,422535	5,91549295
Softener => Shampo	0,005102	0,492958	8,05164319
Permen => Rokok	0,044785	0,630137	1,43612615
Deterjen => Mi Instan	0,012755	0,859296	5,26319095
Pembalut => Sabun Mandi	0,005102	0,803279	7,15648286
Bumbu => Rokok	0,007483	0,714286	1,62790697
Korek => Rokok	0,010204	1	2,27906976
Telur => Rokok	0,013605	1	2,27906976
Pulsa => Snack	0,019161	0,572193	1,51553692
Yoghurt => Snack	0,011508	1	2,64864864
Obat Luka => Plester	0,010204	1	98
Plester => Obat Luka	0,010204	1	98
Obat Flu => Susu	0,005782	0,692308	3,23076923
Isotonik,Coke => Air Mineral	0,0105	0,545455	2,05594405
Coke,Air Mineral => Isotonik	0,0105	0,487805	2,3902439
Isotonik,Biskuit => Rokok	0,0102	0,538462	1,22719141
Air Mineral,Obat Nyamuk =>	0,0103	1	2,64864864

Snack			
Obat Nyamuk,Snack => Air Mineral	0,0103	0,524496	1,97694524
Air Mineral,Rokok => Teh	0,0204	0,440829	2,70007871
Air Mineral,Teh => Rokok	0,0204	0,8	1,82325581
Permen,Coke => Air Mineral	0,0102	0,75	2,82692307
Roti,Snack => Rokok	0,0061	0,84778	1,93215005
Roti,Rokok => Snack	0,0061	1	2,64864864
Minyak Goreng,Snack => Mi Instan	0,0133	0,499208	3,05764659
Minyak Goreng,Mi Instan => Snack	0,0133	0,572727	1,51695331
Mi Instan,Snack => Minyak Goreng	0,0133	0,544355	3,13804554
Snack,Bumbu => Rokok	0,0102	1	2,27906976
Pulsa,Rokok => Snack	0,0053	0,583333	1,54504504
Snack,Es Krim => Biskuit	0,0111	0,692308	3,23076923
Snack,Biskuit => Es Krim	0,0111	0,468138	2,69867676
Biskuit,Es Krim => Snack	0,0111	0,622642	1,64915859
Pulsa,Teh => Snack	0,0102	0,5	1,32432432
Permen,Es Krim => Rokok	0,0102	1	2,27906976
Rokok,Obat Flu => Susu	0,0107	1	4,66666666
Obat Flu,Susu => Rokok	0,0107	0,666667	1,51937984
Telur,Bumbu => Rokok	0,0102	1	2,27906976
Coke,Biskuit => Mi Instan	0,0107	0,558011	3,41781767
Coke,Mi Instan => Biskuit	0,0107	0,683973	3,19187358
Mi Instan,Biskuit => Coke	0,0107	0,63204	3,8712453
Teh,Pulsa => Biskuit	0,0102	0,5	2,33333333
Pulsa,Biskuit => Teh	0,0102	0,625	3,828125
Susu,Shampo => Tisu	0,0102	0,444444	10,88888888
Susu,Tisu => Shampo	0,0102	1	16,33333333
Tisu,Shampo => Susu	0,0102	1	4,66666666
Shampo,Softener => Sabun	0,0102	0,571429	5,09090909

Mandi			
Shampo,Sabun Mandi => Softener	0,0102	0,625	15,3125
Sabun Mandi,Softener => Shampo	0,0102	1	16,33333333
Pembalut,Sabun Mandi => Obat Flu	0,0102	0,571429	14
Pembalut,Obat Flu => Sabun Mandi	0,0102	1	8,9090909
Obat Flu,Sabun Mandi => Pembalut	0,0102	1	32,66666666

