

ATURAN REKOMENDASI BARANG MENGGUNAKAN MULTI LEVEL ASSOCIATION RULES MINING (ML-ARM)

Zahra Arwananing Tyas

Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas 'Aisyiyah Yogyakarta,
Jalan Siliwangi (Ring Road Barat) no 63 Nogotirto, 55133

E-mail: zahraatyas@unisayogya.ac.id

Abstrak

Sistem rekomendasi dapat menghasilkan rekomendasi dengan berbagai cara dan menggunakan berbagai macam metode, salah satunya adalah memanfaatkan tumpukan kasus lama atau tumpukan data transaksi lama yang dapat menghasilkan informasi atau aturan dengan metode Multi Level Association Rules Mining (ML-ARM). Aturan terbentuk dengan metode multi level ARM dan menghasilkan 5 aturan yang akan dicocokkan dengan masukan pengguna. Saat aturan ditemukan cocok maka consequent dari aturan tersebut akan dijadikan hasil rekomendasi. Hasil pengujian dari aturan yang terbentuk memiliki nilai akurasi 94,12% dan nilai precision, recall dan F-measure untuk sistem rekomendasi ini pada proses rekomendasi dengan aturan yaitu berturut 0,5 dan 0,314 untuk 2 data uji yang diskenariokan.

Kata kunci: sistem rekomendasi, multi level association rules mining, association rules mining, cross validation.

Abstract

Recommendation system can produce a recommendation on a variety of ways and using various methods, one of which is utilizing piles of old cases or piles of old transaction data can produce information or rules with Multi Level Association Rules Mining (ML-ARM) method. Rules established by the method of ML- ARM produces 5 rules that will be matched to user input. When the rule is found to match the consequent of the rule will be used as a result of the recommendation. The test results of rules that created has a value accuracy of 94,12% and value of precision, recall and F-measure for this recommendations system on rules recommendation is 0,5 and 0,314 for 2 dataset which is scenario.

Keywords: recommendation system, multi level association rules mining, association rules mining, cross validation.

1. Pendahuluan

Association Rules Mining (ARM) dapat menemukan hubungan asosiatif antara data dan menyimpulkan aturan dari data-data yang ada tersebut. ARM juga digunakan untuk menemukan pola-pola atau hubungan korelasi antar item yang terdapat dalam data transaksi untuk menemukan fakta yang tidak diketahui dan tidak diperhatikan sebelumnya. Selanjutnya pengetahuan mengenai kecenderungan dan perilaku transaksi pembelian sangat bermanfaat untuk dapat mengambil keputusan-keputusan strategis. Beberapa keputusan yang dapat diambil adalah informasi tersebut dapat memberikan sebuah rekomendasi untuk pengguna/pelanggan lain yang hendak melakukan transaksi.[1] Sistem Rekomendasi (SR) yang baik memberikan rekomendasi produk yang mungkin menarik bagi pengguna yang tidak berencana membeli menjadi

membeli lebih banyak lagi dan akan meningkatkan penjualan[2].

SR dapat menghasilkan rekomendasi dengan berbagai cara dan menggunakan berbagai macam metode, salah satunya adalah memanfaatkan tumpukan kasus lama atau tumpukan data transaksi lama yang dapat menghasilkan informasi dengan metode ARM [3]. ARM akan menghasilkan pola aturan dari data transaksi lama tersebut dan aturan yang dihasilkan dapat dimanfaatkan untuk rekomendasi [4]. Teknik pencarian pola seperti ARM adalah untuk menemukan aturan yang positif dan terbatas [5]. Proses ARM dalam penelitian ini akan dilakukan pada data penjualan/transaksi yang lalu atau tumpukan data transaksi. Hasil aturan yang dihasilkan oleh ARM akan digunakan untuk rekomendasi sistem yang berguna untuk memberikan fasilitas kepada konsumen dari hasil data konsumen, pembelian konsumen [2].

2. Metode

Metode penelitian terdiri dalam beberapa tahap, yaitu pengumpulan data, analisa dan perancangan system dan implementasi.

2.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan untuk penelitian berasal dari Omus Store yang pengambilannya dilakukan beberapa tahap sesuai kebutuhan data sistem.

2.2. Analisa dan Perancangan

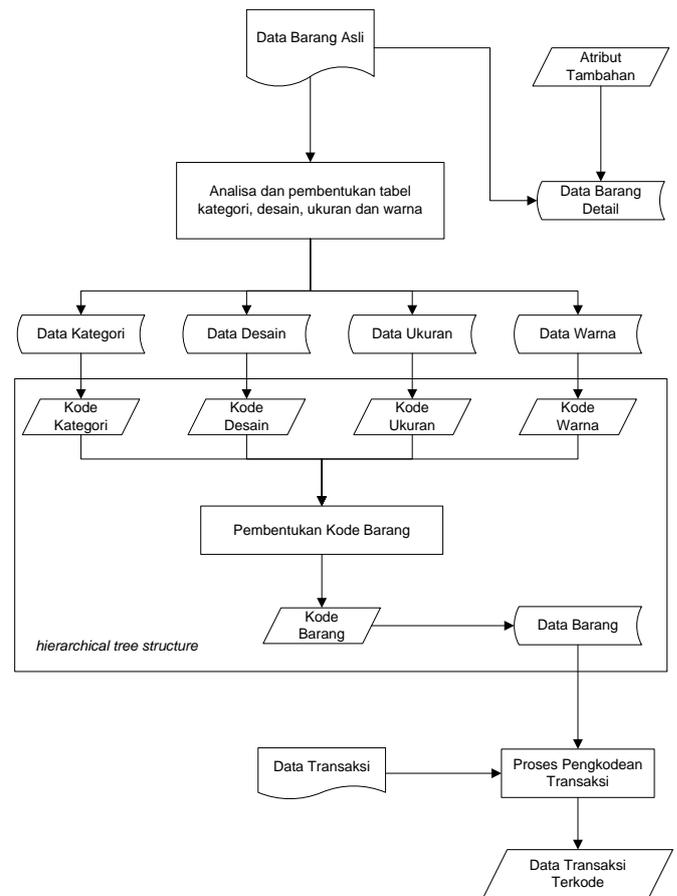
2.2.1. Deskripsi Sistem

Sistem yang akan dibangun adalah salah satu fungsi dari e-commerce yaitu sistem untuk menghasilkan rekomendasi barang kepada pengguna. Sistem ini mampu memberikan rekomendasi barang kepada pengguna berdasarkan masukan pengguna. Metode penalaran yang digunakan pada sistem ini menggunakan metode penalaran berbasis aturan yang dibentuk dengan metode multi level association rules mining (ARM) menggunakan algoritma ML_T2L1 [6] untuk data transaksi Omus. Proses pada sistem akan mulai dengan mendapatkan masukan dari pengguna. Masukan pengguna berupa memilih barang tertentu untuk dilihat, histori belanja pengguna sebelumnya dan data barang dalam keranjang belanja.

Masukan pengguna tersebut akan menjadi masukan dalam sistem rekomendasi Omus melalui sistem e-commerce Omus. Masukan dari pengguna tersebut digunakan untuk mencari aturan yang sesuai kemudian akan menghasilkan keluaran berupa rekomendasi barang. Data transaksi milik Omus dianalisis dan diproses untuk digunakan dalam proses penemuan aturan menggunakan metode ARM. ARM melakukan pencarian asosiasi dan menemukan aturan yang bisa menghasilkan rekomendasi barang untuk pengguna.

2.2.2. Data Preprocessing

Data Preprocessing dilakukan beberapa tahap yaitu analisis data asli, pembentukan data barang dengan hierarchical tree structure kemudian data cleaning, data integration, data transformation, data reduction tersaji pada Gambar 1. Data barang asli dilakukan analisis dan pembentukan data kategori, desain, ukuran dan warna. Menganalisis setiap kategori yang terdapat pada data asli untuk membentuk tabel kategori yang dapat menyimpan kategori dan memberi kode kategori pada kategori tersebut. Analisis juga dilakukan untuk membentuk tabel desain, tabel ukuran dan tabel warna serta memberikan kode desain, kode ukuran dan kode warna pada masing-masing tabel.



Gambar 1. Langkah – langkah Data Preprocessing

Hierarchical tree structure akan terdiri dari 4 level antara lain kategori pada level 1, desain pada level 2, ukuran pada level 3 dan warna pada level 4 yang masing-masing terdiri dari 2 digit untuk kodenya. Data Barang akan dikodekan menggunakan hierarchical tree structure tersebut, maka data barang akan terdiri dari 8 digit yaitu 2 digit untuk kategori, 2 digit untuk desain, 2 digit untuk ukuran dan 2 digit untuk warna. Contoh pengkodean barang untuk kode 06070101 maksudnya adalah barang dengan kategori kode 06, desain kode 07, ukuran kode 01 dan warna kode 01. Setelah semua data barang terkode dengan proses hierarchical tree structure maka data transaksi juga harus menjadi data transaksi terkode agar mudah diproses masuk tahap ARM [6][7][8].

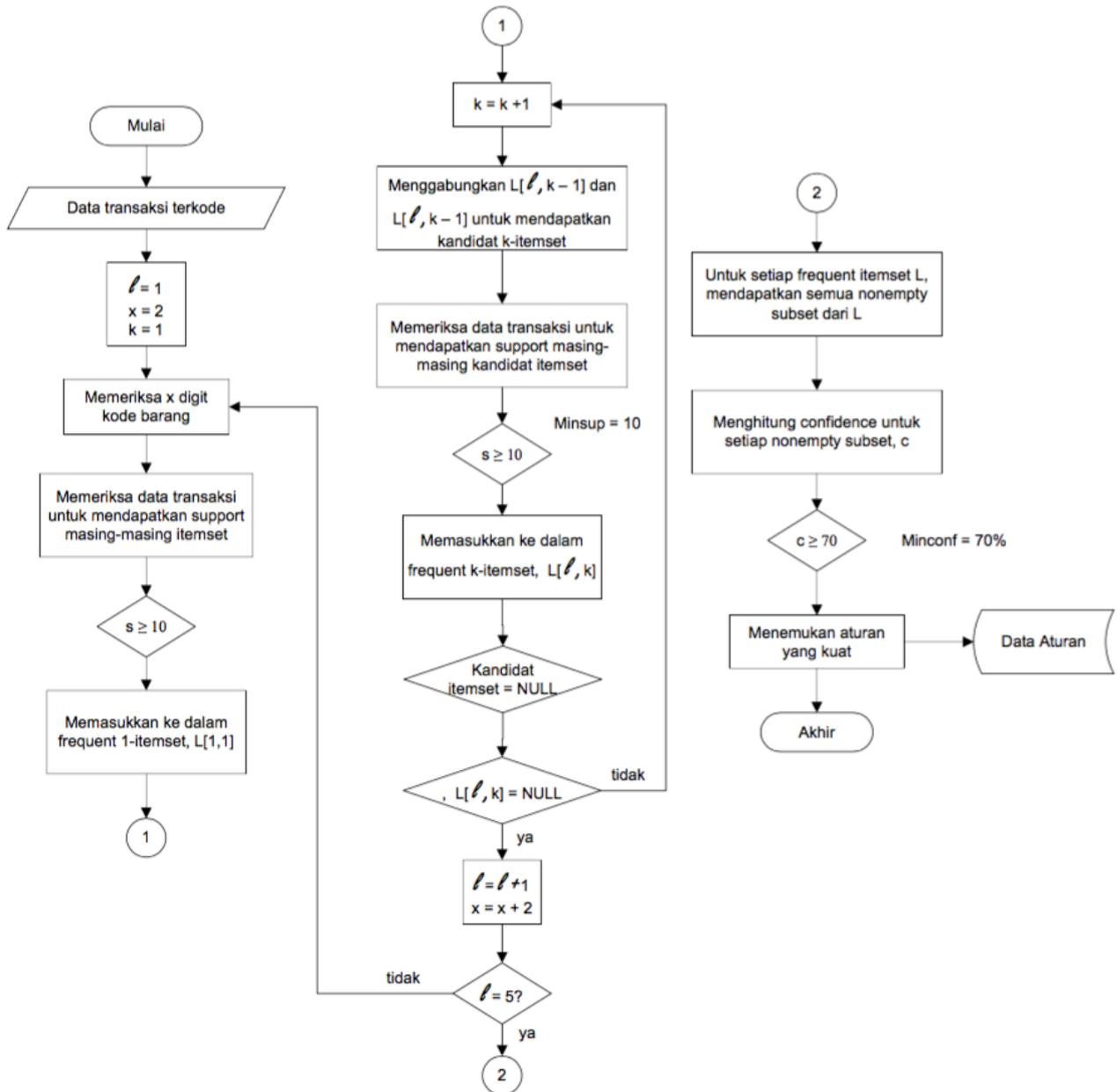
2.2.3. Rancangan Sistem

Rancangan sistem terdiri dari rancangan aturan, representasi kasus dan proses rekomendasi. Rancangan aturan dengan algoritma ML_T2L1 tersaji pada Gambar 2.

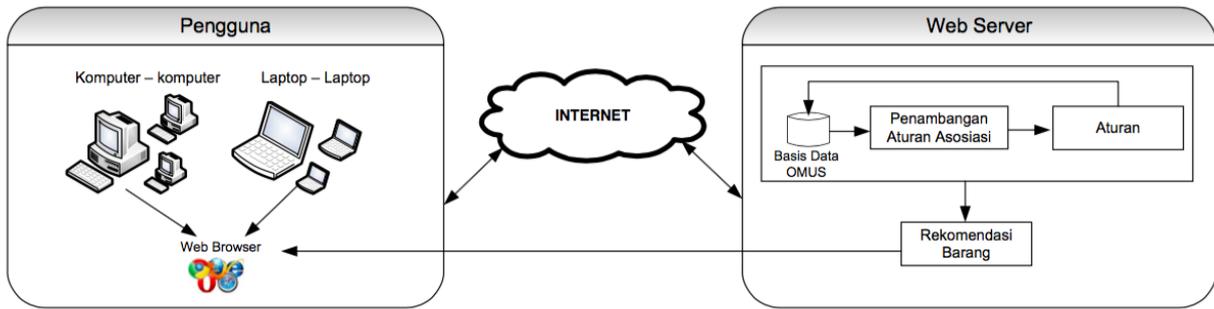
2.2.4. Desain Sistem

Arsitektur sistem yang diajukan untuk sistem rekomendasi Omus seperti pada Gambar 3. Sistem rekomendasi Omus akan dibangun menggunakan arsitektur client-server berbasis web, pada sisi client merupakan bagian sistem yang terhubung dengan pengguna sistem yaitu pengunjung dan pelanggan web e-commerce Omus melalui web

browser yang mencari informasi mengenai barang atau melakukan transaksi pada web e-commerce Omus. Sedangkan sisi server, web server akan melakukan proses pembentukan aturan, perhitungan similaritas dan proses rekomendasi. Proses rekomendasi mengeluarkan rekomendasi barang yang akan dikirim melalui Internet dan web browser kepada pengguna terjadi pada sisi pengguna.



Gambar 2. Flowcart Pembentukan Aturan dengan Algoritma ML_T2L1



Gambar 3. Arsitektur Sistem Rekomendasi Omus

2.2.5. Rancangan Pelatihan dan Pengujian

Data yang telah melalui data preprocessing kemudian akan dilakukan partisi data menjadi beberapa bagian dengan metode k-fold cross validation untuk mendapatkan data pelatihan dan data uji. Data pelatihan diproses menggunakan algoritma ML_T2L1 untuk menghasilkan aturan kemudian aturan tersebut diuji menggunakan data uji untuk memperoleh nilai akurasi dari aturan yang terbentuk. Nilai k yang digunakan adalah 5 karena jumlah data yang akan digunakan untuk pengujian hanya 197

data, artinya akan dibuat partisi sebanyak 5 bagian sudah cukup untuk menguji sebanyak 5 kali, lalu masing-masing partisi akan diisi dengan 197 data transaksi dengan sisa hasil pembagian (mod) 5 yang bernilai 1. Pembentukan aturan dengan metode 5-fold cross validation akan menghasilkan 5 buah model aturan dan dari kelima model tersebut dipilih 1 model aturan yang akurasi yang paling tinggi untuk disimpan sebagai aturan untuk proses rekomendasi.

Obagz Slempong Logo O

Gambar 4. Tampilan Detail barang beserta hasil rekomendasi

3. Hasil dan Analisis

3.1. Implementasi

Hasil rekomendasi berdasarkan barang yang dipilih untuk pengunjung dan pelanggan adalah sama seperti pada Gambar 4, yang membedakan adalah rekomendasi pada halaman histori belanja dan keranjang belanja. Pengunjung tidak akan mendapatkan rekomendasi pada halaman histori transaksi dan keranjang belanja ini. Hasil

rekomendasi pada halaman keranjang belanja diawali dengan *login* sebagai pelanggan terlebih dahulu kemudian memilih barang melalui shopping cart agar masuk kedalam keranjang belanja. Tampilan untuk hasil rekomendasi pada halaman keranjang belanja seperti pada Gambar 5. Selanjutnya untuk rekomendasi pada halaman histori transaksi ditunjukkan pada Gambar 6, hanya memerlukan login dan menuju ke halaman histori transaksi yang berada pada menu “My Account”.

Shopping Basket

| Picture | Name Product | Total Product | Unit Price (Rp) | Total (Rp) |
|--|------------------------|---------------|-----------------|----------------|
|  | OS Im White S | 1 | Rp. 75.000,00 | Rp. 75.000,00 |
|  | Obagz Slem pang Logo O | 1 | Rp. 120.000,00 | Rp. 120.000,00 |
| Total: Rp. | | | | 195.000,00 |
| Back Ubah Checkout | | | | |

May Others Recommendation



[OS I'm Black L](#)
Rp 75.000,00



[OS I'm Black XL](#)
Rp 75.000,00



[OS I'm Black BigSize](#)
Rp 75.000,00



[OM-10 LogoO XL Biru](#)
Rp 120.000,00



[OM-10 LogoO Bigsize Biru](#)
Rp 120.000,00

No Image Available

[OP-27 LogoO L Biru](#)
Rp 125.000,00

Gambar 5. Tampilan Hasil Rekomendasi pada Halaman Keranjang belanja

Detail History Transaksi

ID Transaction : 1
 Transaction Date : 14-01-2010
 ID Customer : C-00002
 Customer Name : zahra A. Tyas
 Shipping Name : zahra a tyas
 Shipping Address : jakal
 Status Product : Complete

| LIST DETAIL PRODUCT | | | | | |
|--|-----|-----------|--------|-----|---------------|
| Barang | | Harga | Jumlah | | Total |
| Name : Jumper Hitam BigSize-Panjang I'm Black Description : Jumper OF 10 dengan desain I'm Black ukuran Female Big Size Panjang dan warna hitam | Rp. | 95.000,00 | 1 | Rp. | 95.000,00 |
| Total Price : | | | | | Rp. 95.000,00 |
| Total Shipping Cost : | | | | | Rp. 4.000,00 |
| Unique Transfer : | | | | | Rp. 376,00 |
| Total Payment : | | | | | Rp. 99.376,00 |

Back

May Others Recommendation



OS I'm Red L
Rp 75.000,00



OS I'm White S
Rp 75.000,00



OS I'm White L
Rp 75.000,00

Gambar 6. Tampilan Hasil Rekomendasi pada Halaman Histori Transaksi

3.2. Pengujian

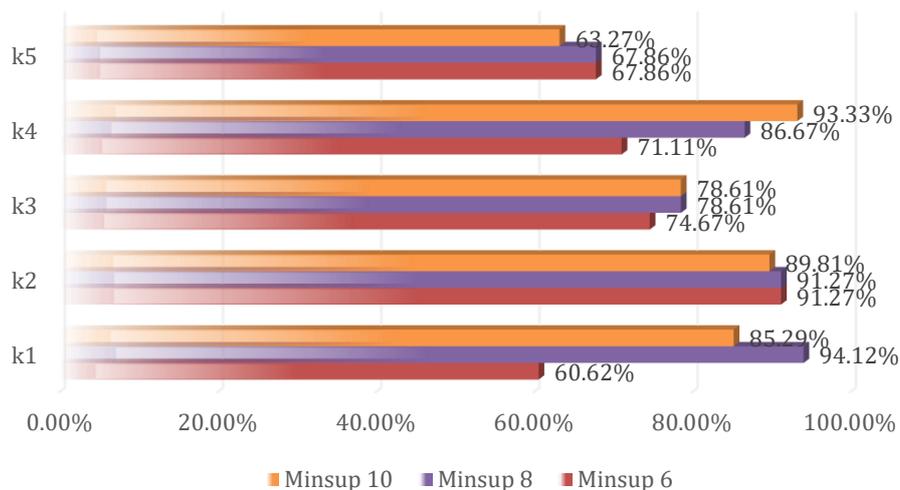
Association rule dinyatakan sebagai suatu proses untuk menemukan semua aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum support (minsup) dan syarat minimum confidence (minconf) [9]. Nilai support adalah sebuah parameter yang digunakan dalam metode aturan-aturan asosiasi untuk mengukur baik atau tidaknya aturan-aturan asosiasi sebuah informasi, apakah informasi yang dihasilkan tersebut layak diperhatikan atau tidak. Banyaknya kemunculan pola-pola itemset dari proses menggunakan metode aturan asosiasi yang membentuk aturan implikasi, harus juga menunjukkan kuatnya hubungan antar item yang membentuk itemset-itemset tersebut ini yang disebut nilai confidence [10].

Pengujian dilakukan terhadap aturan yang terbentuk dan hasil rekomendasi melalui aturan [11]. Hasil tertinggi diperoleh saat kondisi minconf 70%, tampak pada Tabel 1 dan Gambar 7 bahwa dengan menggunakan nilai minconf 70% dengan beberapa nilai minsup, diperoleh hasil akurasi aturan:

1. Minsup 6 (4%) diperoleh nilai akurasi aturan tertinggi pada iterasi k2, yaitu 91,27% dengan rata-rata akurasi 73,11%.
2. Minsup 8 (5%) diperoleh nilai akurasi aturan tertinggi pada iterasi k1, yaitu 94,12% dengan rata-rata akurasi 83,71%.
3. Minsup 10 (6%) diperoleh nilai akurasi aturan tertinggi pada iterasi k4, yaitu 93,33% dengan rata-rata akurasi 82,06%. Aturan yang terbentuk hanya berasal dari level 1 terdiri dari 5 aturan yang tersaji pada Tabel 2 seperti dijelaskan sebagai berikut.

Tabel 1 Nilai Akurasi Aturan dengan Minconf 70%

| Iterasi (i) | Minsup | | |
|-------------------|--------|--------|---------|
| | 6 (4%) | 8 (5%) | 10 (6%) |
| k1 | 60,62% | 94,12% | 85,29% |
| k2 | 91,27% | 91,27% | 89,81% |
| k3 | 74,67% | 78,61% | 78,61% |
| k4 | 71,11% | 86,67% | 93,33% |
| k5 | 67,86% | 67,86% | 63,27% |
| Rata-Rata Akurasi | 73,11% | 83,71% | 82,06% |



Gambar 7 Grafik Akurasi Aturan dengan Minconf 70%

Tabel 2 Aturan yang terbentuk dari semua level

| No | antecedent | Consequent | confidence | lift | |
|----|------------|------------|------------|------|------|
| 1 | 09xxxxxx | 42xxxxxx | 70 | 1,22 | |
| 2 | 46xxxxxx | 42xxxxxx | 75 | 1,73 | |
| 3 | 09xxxxxx | 11xxxxxx | 42xxxxxx | 100 | 1,73 |
| 4 | 09xxxxxx | 41xxxxxx | 42xxxxxx | 90 | 1,73 |
| 5 | 09xxxxxx | 46xxxxxx | 42xxxxxx | 100 | 1,73 |

Aturan 1. Jika membeli barang dengan kategori OMUS-Collectibles-Ganci-Reguler (Gantungan Kunci) maka juga akan membeli barang dengan kategori OMUS-Tematis-Reguler (Kaos) dengan kepercayaan 70%.

Aturan 2. Jika membeli barang dengan kategori OMUS-Tematis (Kaos) maka juga akan membeli barang dengan kategori OMUS-Tematis-Reguler (Kaos) dengan kepercayaan 75%.

Aturan 3. Jika membeli barang dengan kategori OMUS-Collectibles-Ganci-Reguler (Gantungan Kunci) dan OMUS-Jumper Dewasa-OF-10 (Jumper) maka juga akan membeli barang dengan kategori OMUS-Tematis-Reguler (Kaos) dengan kepercayaan 93%.

Aturan 4. Jika membeli barang dengan kategori OMUS-Collectibles-Ganci-Reguler (Gantungan Kunci) dan OMUS-Premium-Reguler (Kaos) maka juga akan

membeli barang dengan kategori OMUS-Tematis-Reguler (Kaos) dengan kepercayaan 93%.

Aturan 5. Jika membeli barang dengan kategori OMUS-Collectibles-Ganci-Reguler (Gantungan Kunci) dan OMUS-Tematis (Kaos) maka juga akan membeli barang dengan kategori OMUS-Tematis-Reguler (Kaos) dengan kepercayaan 100%.

Hasil rekomendasi berdasarkan aturan adalah kondisi awal untuk melakukan pencocokan masukan dengan data aturan, jika aturan ditemukan maka akan menuju perhitungan similaritas *consequent*. Pengujian Hasil rekomendasi dilakukan dengan menghitung nilai precision, recall dan f-measure. Nilai *precision* digunakan untuk menunjukkan ketepatan rekomendasi yang dihasilkan oleh sistem rekomendasi. Pengujian hasil rekomendasi dengan aturan menggunakan data uji 46260719 [12]. Rekomendasi yang dihasilkan oleh

sistem merupakan semua rekomendasi (*all recommendation*). *Hit* adalah barang yang direkomendasikan dengan benar oleh sistem (*good recommendation*). Sehingga didapat nilai *precision* untuk 46260719 adalah 0,5.

$$p_{41611023} = \frac{\text{hit}}{\text{retrieved}} = \frac{7}{14} = 0,5 \quad (1)$$

$$r_{41611023} = \frac{\text{hit}}{\text{relevant}} = \frac{7}{14} = 0,5 \quad (2)$$

$$F\text{-measure}_{41611023} = 2 \times \frac{p \times r}{p + r} = \frac{0,5 \times 0,5}{0,5 + 0,5} = \frac{0,25}{1} = 0,5 \quad (3)$$

Recall merupakan nilai yang digunakan sebagai ukuran jumlah barang *relevan* yang dihasilkan oleh sistem rekomendasi. Perhitungan nilai *recall* melibatkan *hit* dan rekomendasi yang benar (*all good recommendation*). Sehingga nilai *recall* yang didapat adalah 0,5. Nilai *F-measure* merupakan nilai yang menunjukkan rata-rata harmonis antara *precision* dan *recall*. Sehingga nilai *F-measure* data uji 46260719 yang didapat adalah 0,5. Sedangkan untuk Pengujian hasil rekomendasi dengan kasus digunakan data uji 42870702. Nilai *precision* untuk 42870702 adalah 0,3, nilai *recall* yang didapat adalah 0,33 dan Sehingga nilai *F-measure* untuk data uji data uji 42870702 yang didapat adalah 0,314.

$$p_{41611023} = \frac{\text{hit}}{\text{retrieved}} = \frac{9}{30} = 0,3 \quad (4)$$

$$r_{41611023} = \frac{\text{hit}}{\text{relevant}} = \frac{9}{27} = 0,33 \quad (5)$$

$$F\text{-measure}_{41611023} = 2 \times \frac{p \times r}{p + r} = \frac{0,3 \times 0,33}{0,3 + 0,33} = \frac{0,099}{0,63} = 0,314 \quad (6)$$

Dari 2 data uji yang dihasilkan yang menunjukkan nilai rata-rata harmonis antara *precision* dan *recall* yang baik adalah data uji 46260719 karena mencapai nilai 0,5.

4. Kesimpulan

Berdasarkan implementasi yang dilakukan, sistem rekomendasi berbasis kasus memanfaatkan association rule mining dapat diterapkan pada data Omus store. Selama ditemukan aturan yang cocok maka kasus akan selalu membantu untuk menyelesaikan sampai didapat rekomendasi barang ke pelanggan/pengguna. Berdasarkan hasil pengujian nilai akurasi aturan yang dilakukan, hasil tertinggi diperoleh saat minsup 8 (5%) dan minconf 70% dengan akurasi 94,12% dan hasil pengujian sistem rekomendasi menghasilkan nilai *precision*, *recall* dan *F-measure* didapatkan hasil nilai rata-rata harmonis antara *precision* dan *recall* yang baik adalah data uji 46260719 karena mencapai nilai 0,5.

Referensi

- [1] Han J, Kamber M. Data Mining: Concepts and Techniques. USA: Elsevier. 2006.
- [2] Jooa J, Bangb S, Parka G, *Implementation of a Recommendation System using Association Rules and Collaborative Filtering*. Information Technology and Quantitative Management (ITQM 2016), Procedia Computer Science. Seoul, Korea. 2016; 91:944-952.
- [3] Muralidhar, A, Pattabiraman, V, *An Efficient Association Rule Based Clustering of XML Documents*, Procedia Computer Science. India. 2015; 50:401-407.
- [4] Jannach D, Zanker M, Felfernig A, Friedrich G. Recommender systems: an introduction. USA:Cambridge University Press. 2010.
- [5] Jabbour S, Mazouri FEE, Sais L, *Mining Negatives Association Rules Using Constraints*, The First International Conference On Intelligent Computing in Data Science, Procedia Computer Science. Lens Cedex, France. 2018; 127: 481-488.
- [6] Han J, Fu Y. *Discovery of multiple-level association rules from large database*. The Twenty-first International Conference on Very Large Data Bases. Zurich, Switzerland. 1995; 9: 420-431.
- [7] Yang HL, Wang CS. *Recommendation Sistem for IT Software Project Planning : a Hybrid Mining Approach for the Revised CBR Algorithm*. IEEE International Conference on Service Systems and Service Management. 2008:1-5.
- [8] Hong TP, Huang TJ, Chang CS. *Mining Multiple-level Association Rules Based on Pre-large Concepts, Data Mining and Knowledge Discovery in Real Life Applications*. Ponce J, Karahoca A. (Ed.). InTech. 2009; 1: 187-200.
- [9] Larose, DT, *Discovering Knowledge in Data : An Introduction to Data Mining*, Traduction et adaptation de Thierry Vallaud, USA. 2005.
- [10] Deshmukh J, Bhosle U, *Image Mining using Association Rule for Medical Image dataset*, International Conference on Computational Modeling and Security (CMD) 2016, Procedia Computer Science. India. 2016; 85:117-124.
- [11] Idoudi R, Etabaa KS, Solaiman B, Hamrouni K, *Ontology Knowledge mining based Association Rules Ranking*, 20th International Conference on Knowledge Based and Intelligent Information and Engineering System, KES2016, Procedia Computer Science. York, United Kingdom. 2016; 96: 345-354.
- [12] Tyas ZA, Hartati S. *Rekomendasi Barang Berbasis Kasus Memanfaatkan Association Rules Mining*. Master Thesis. Yogyakarta: Program Pascasarjana Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Gadjah Mada (UGM); 2015.