

Model Pengujian Akurasi Berbasis Empiris Pada Algoritma A-Priori

Bahar

Program Studi Teknik Informatika, STMIK Banjarbaru
 Jl. A. Yani Km. 33,3 Banjarbaru, Telp (0511) 4782881
 baharahman@gmail.com

Abstrak

Terdapat banyak riset mengenai penerapan model data mining yang tidak disertai dengan pembuktian kinerja (akurasi) model dalam penerapannya di akhir penelitian, sehingga riset tersebut tidak dapat dikonfirmasi atau diuji efektifitasnya, sehingga tidak dapat memberikan kontribusi lebih jauh, baik dalam konsep pengembangan ilmu pengetahuan maupun dalam konteks penerapannya dalam menyelesaikan suatu masalah nyata. Penelitian ini mengusulkan suatu pendekatan empiris untuk menguji efektifitas kinerja (akurasi) model data mining Association Rule, studi kasus Uji Efektifitas (Akurasi) algoritma apriori dalam menganalisis keterkaitan barang untuk tujuan perencanaan tata letak barang di sebuah toko. Hasil kajian literatur menyimpulkan bahwa Pengujian berbasis pendekatan Empiris dapat dilakukan pada kasus-kasus yang secara teoritik tidak terdapat acuan yang secara pasti dapat digunakan untuk mengetahui atau mengkonfirmasi / membuktikan efektifitas suatu hasil perlakuan tertentu, misalnya pembuktian efektifitas model a-priori dalam melakukan analisis keterkaitan suatu barang untuk keperluan perencanaan tata letak barang pada suatu toko.

Kata Kunci: Model Data Mining, Accosiation Roole, A-Priori, Pendekatan Empiris, Tata Letak

Abstract

There is a lot of research on the application of data mining models that are not accompanied by proof of performance (accuracy) models in their application at the end of the study, so that the research cannot be confirmed or tested for effectiveness, so it cannot contribute further, both in the concept of scientific development and in the context of its application in solving a real problem. This study proposes an empirical approach to test the effectiveness of performance (accuracy) of the data mining Association Rule model, a case study of the A-priori Effectiveness Test (Accuracy) algorithm in analyzing the relevance of goods for the purpose of planning the layout of goods in a store. The results of the literature review conclude that testing based on an empirical approach can be carried out in cases that theoretically do not have a reference that can definitely be used to find out or confirm / prove the effectiveness of a particular treatment outcome, for example proof of the effectiveness of a priori model in analyzing a relationship goods for the purposes of planning the layout of goods at a store.

Keywords: Data Mining Model, Accosiation Roole, A-Priori, Empirical Approach, Layout

1. Pendahuluan

Kemunculan Teknologi Data Mining memberikan angin segar di kalangan dunia usaha, yang diaplikasikan oleh perusahaan-perusahaan untuk memecahkan berbagai permasalahan bisnis. Alasan utama mengapa data mining diperlukan adalah karena adanya sejumlah besar data yang dapat digunakan untuk menghasilkan informasi dan knowledge yang berguna. Metodologi tradisional untuk menganalisis data tidak dapat menangani data dalam jumlah besar. Hal inilah yang salah satunya menjadi dasar kemunculan teknologi yang berkaitan dengan Data Scientist [1]. Informasi dan knowledge yang didapat dari Data Scientist dapat digunakan pada banyak bidang, mulai dari manajemen bisnis, akademik, medis, dan lain-lain [2]. Data mining mempunyai fungsi yang penting untuk membantu mendapatkan informasi yang berguna serta meningkatkan pengetahuan bagi pengguna. Pada dasarnya, data mining mempunyai empat model fungsi dasar [2], yaitu: (1) Fungsi Prediksi (prediction), yaitu proses untuk menemukan pola dari data dengan menggunakan beberapa variabel untuk

memprediksikan variabel lain yang tidak diketahui jenis atau nilainya; (2) Fungsi Deskripsi (description), yaitu proses untuk menemukan suatu karakteristik penting dari data dalam suatu basis data; (3) Fungsi Klasifikasi (classification), yaitu suatu proses untuk menemukan model atau fungsi untuk menggambarkan class atau konsep dari suatu data. Proses yang digunakan untuk mendeskripsikan data yang penting serta dapat meramalkan kecenderungan data pada masa depan; (4) Fungsi Asosiasi (association), yaitu proses yang digunakan untuk menemukan suatu hubungan yang terdapat pada nilai atribut dari sekumpulan data. Tugas asosiasi dalam data mining adalah menemukan atribut yang muncul dalam suatu waktu. Dalam dunia bisnis lebih umum disebut analisis keranjang belanja (market basket analysis). Tugas asosiasi berusaha untuk mengungkap aturan untuk mengukur hubungan antara dua atau lebih atribut.

Riset mengenai penerapan konsep data mining dalam berbagai bidang bisnis telah banyak dilakukan. Mabur dan Lubis (2012) menggunakan model prediksi pada sistem data mining untuk memprediksi kriteria nasabah kredit pada sistem perbankan [3]. Ramadhani, Farmadi & Budiman (2014) menggunakan model Deskripsi (model Klastering) pada data mining untuk pengenalan pola perioditas iklim [4]. Krisandi, Helmi & Prihandono (2013) menggunakan model data mining klasifikasi untuk mengelompokkan data hasil produksi kelapa sawit [5]. Yanto & Khoiriah (2015) menggunakan model data mining Asosiasi dalam menentukan pola pembelian obat [6]. Diantara sekian banyak riset yang telah dilakukan pada bidang Data Mining tersebut, terdapat banyak kegiatan riset yang hanya sekedar menerapkan konsep (model) data mining tertentu pada suatu kasus tertentu, dan tidak melakukan pengujian kinerja (akurasi kinerja) dari model data mining yang diujicobakan, sehingga kinerja sebuah model data mining dalam menyelesaikan kasus tertentu tidak dapat diketahui. Sebagai contoh riset mengenai penggunaan model Data Mining k-Nearest Neighbor (k-NN) untuk mengklasifikasi data hasil produksi kelapa sawit [5]. Pada riset tersebut, model data mining k-NN dapat digunakan dalam mengklasifikasi data hasil produksi kelapa sawit, namun demikian kinerja (tingkat akurasi) model k-NN dalam mengklasifikasi data tidak terukur, sehingga riset tersebut tidak dapat memberikan kontribusi lebih jauh, baik dalam pengembangan konsep ilmu pengetahuan maupun dalam konteks penerapannya dalam menyelesaikan masalah nyata. Demikian halnya dengan riset Data Mining mengenai penerapan model Asosiasi dalam kasus penjualan produk [7], dalam kasus persediaan barang [8], serta dalam kasus rekomendasi promosi produk [9]. Riset-riset mengenai penerapan model data mining asosiasi tersebut juga tidak disertai dengan pengukuran kinerja (akurasi) model dalam melakukan analisis asosiasi, sehingga riset tersebut juga tidak dapat memberikan kontribusi lebih jauh, baik dalam pengembangan konsep ilmu pengetahuan maupun dalam konteks penerapannya dalam menyelesaikan masalah nyata tertentu.

Akurasi adalah ukuran yang menunjukkan derajat kedekatan hasil analisis dengan kadar analitis yang sebenarnya, yang dinyatakan dalam bentuk % [10]. Berdasarkan definisi tersebut dapat diuraikan bahwa untuk mengukur/mengetahui akurasi kinerja sebuah model data mining haruslah memiliki suatu standar acuan yang dapat dinyatakan akurat. Terdapat beberapa Standar Acuan untuk mengukur tingkat akurasi suatu model. Salah satu standar acuan yang dapat digunakan adalah pendekatan empiris [11]. Sugiyono [12] mendefinisikan empiris sebagai suatu cara atau metode yang dilakukan yang bisa diamati oleh indera manusia, sehingga cara atau metode yang digunakan tersebut dapat diketahui dan diamati juga oleh orang lain, sedangkan Rusuli [13] mendefinisikan empiris sebagai suatu gagasan yang bersifat rasional yang dibentuk oleh individu melalui pengalamannya. Empiris merupakan suatu keadaan yang berdasarkan pada kejadian nyata yang pernah atau sedang dialami. Kejadian tersebut bisa didapatkan melalui observasi ataupun eksperimen. Fokus utama dari pendekatan empiris adalah informasi harus didapat dari pengamatan yang terjadi di dunia nyata, dan pengamatan itu harus disajikan berupa data, baik berupa data kuantitatif maupun data kualitatif. Pendekatan empiris mengandalkan panca indera untuk membuktikan dan menganalisis sesuatu, walau panca indera manusia juga memiliki keterbatasan. Paper ini mengusulkan salah satu pendekatan empiris untuk menguji efektifitas kinerja (akurasi) model data mining Association Rule, dengan studi kasus pada algoritma a-priori.

2. Tinjauan Pustaka

Riset mengenai pengujian kinerja model (algoritma) data mining telah dilakukan oleh Swastina [14]. Swastina menguji model klasifikasi C.45 dalam kasus Penentuan Jurusan Mahasiswa. Evaluasi hasil kinerja model C.45 dilakukan dengan confusion matrix, berupa

sebuah tabel yang terdiri atas banyaknya baris data uji yang diprediksi benar dan tidak benar oleh model klasifikasi. Berdasarkan confusion matrix dilakukan pengukuran precision dan recall. Precision diartikan sebagai rasio item relevan yang dipilih terhadap semua item terpilih. Precision merupakan probabilitas bahwa sebuah item yang dipilih adalah relevan. Dengan kata lain precision diartikan sebagai kecocokan antara permintaan informasi dengan jawaban atas permintaan tersebut. Recall didefinisikan sebagai rasio dari item relevan yang dipilih terhadap total jumlah item relevan yang tersedia. Recall merupakan probabilitas bahwa suatu item yang relevan akan dipilih. Recall dapat dihitung dengan jumlah rekomendasi yang relevan yang dipilih oleh user dibagi dengan jumlah semua rekomendasi yang relevan baik dipilih maupun rekomendasi yang tidak terpilih. Precision and Recall dapat diberi nilai dalam bentuk angka dengan menggunakan perhitungan presentase (1-100%) atau dengan menggunakan bilangan antara 0-1. Sistem rekomendasi akan dianggap baik jika nilai *precision and recall*nya tinggi. Representasi dari penggabungan antara Precision dan Recall menghasilkan nilai F1. Nilai F1 merupakan tingkat akurasi dari sistem dalam memberikan rekomendasi yang diinginkan. Sistem akan dianggap baik jika memiliki tingkat akurasi (F1) yang semakin tinggi.

Model pengujian Precision dan Recall juga telah diujicoba oleh Ridwan, Suyono & Sarosa [15] dalam mengukur kinerja algoritma Naïve Bayes Classifier (NBC) untuk evaluasi kinerja akademik mahasiswa. Jumlah data yang digunakan adalah 100 data dengan kelas "Tepat" dan "Tidak Tepat" masing-masing berjumlah 33 dan 67. Dalam proses pengujian, data dibagi menjadi 2 bagian yaitu data latih dan data uji. Oleh algoritma NBC, data latih digunakan untuk membentuk tabel probabilitas, dan data uji digunakan untuk menguji tabel probabilitas yang telah terbentuk. Unjuk kerja diperoleh dengan memberikan nilai pada confusion matrix untuk menghitung nilai precision, recall, dan accuracy dari hasil pengujian.

Yodha [16] menggunakan model pengujian Recognition Rate untuk menguji akurasi kinerja algoritma K-Nearest Neighbor dalam pengenalan motif batik menggunakan deteksi tepi Canny. Uji Recognition Rate adalah pengujian akurasi dengan cara membandingkan antara Frekuensi Hasil Uji yang Benar terhadap Jumlah Sampel Data yang diuji. Dalam pengujian tersebut pertama-tama dilakukan uji coba pengenalan motif dalam beberapa kali ujicoba. Data dibagi menjadi dua jenis, yaitu Data Uji dan Data Latih (training). Percobaan pertama dilakukan dengan menggunakan data testing yang diambil dari keseluruhan data latih (data uji sama dengan data latih). Dalam pengujian tersebut sistem mengenali 100% data testing. Selanjutnya dilakukan pengujian beberapa kali dengan membedakan data testing dan data uji secara bertingkat. Keseluruhan hasil pengujian selanjutnya diuji menggunakan Uji Recognition Rate untuk mengetahui Tingkat Akurasi Sistem.

Penelitian ini mengusulkan model pengujian berbasis empiris untuk menilai tingkat akurasi algoritma Data Mining Association Rule (Algoritma A-Priori) dalam studi kasus Analisis Asosiasi untuk keperluan Pengaturan Tata Letak Barang dalam sebuah Pusat Perbelanjaan Retail.

3. Metodologi

3.1 Objek Penelitian

Pengujian akurasi algoritma Association role (a-priori) menggunakan pendekatan empiris dilakukan terhadap data dalam contoh kasus Analisis Keterkaitan Barang yang dijual pada sebuah toko, untuk menjadi pedoman dalam merencanakan pengaturan tata letak barang dalam toko. Misalkan sampel data yang digunakan dalam analisis asosiasi menggunakan algoritma a-priori adalah data penjualan barang (pakaian) pada Toko "XYZ" berupa "Baju – Kaos", "Gaun - Yushigi", "Jilbab – Joya", "Celana - Jeans", "Rok – Casandra", "Tas – Channel", dan "Dompet – Burberry", yang direpresentasikan seperti pada table 1.

Tabel 1. Representasi Nama Barang yang Akan Dijual

| Kode | Nama Barang |
|------|-------------------|
| 1 | Baju - Kaos |
| 2 | Gaun - Yushigi |
| 3 | Jilbab - Joya |
| 4 | Celana - Jeans |
| 5 | Rok - Casandra |
| 6 | Tas - Channel |
| 7 | Dompet - Burberry |

3.2 Model Analisis Asosiasi berbasis A-Priori

Misalkan barang-barang yang tersebut pada table 1 telah dijual pada periode waktu tertentu, dengan rangkuman hasil penjualan yang diperoleh dari nota-nota penjualan yang ada disajikan pada table 2.

Tabel 2. Rangkuman Hasil Transaksi Penjualan Barang (Keranjang Belanja)

| No | Baju - Kaos | Gaun - Yushigi | Jilbab - Joya | Celana - Jeans | Rok - Casandra | Tas - Channel | Dompot - Burberry |
|----|----------------|-------------------|------------------|-------------------|-------------------|------------------|----------------------|
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 2 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 4 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 6 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 7 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 8 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 9 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 10 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 12 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 13 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 14 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 15 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 16 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 18 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 19 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 20 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 21 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 22 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 23 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 24 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 25 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 26 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 27 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 28 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 29 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 30 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 31 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 32 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 33 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 34 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 35 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 36 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |

| | | | | | | | |
|-------|----|----|----|---|---|----|---|
| 37 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 38 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 39 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 40 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 41 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 42 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 43 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 44 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 45 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 46 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 47 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 48 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| Total | 15 | 23 | 13 | 2 | 3 | 10 | 1 |

a. Analisis Frekuensi Tinggi

Tahapan Pertama dalam algoritma a-priori adalah melakukan analisis Frekuensi Tinggi, yaitu menyeleksi data transaksi penjualan yang memenuhi syarat untuk diproses lebih lanjut dalam pencarian aturan asosiasi. Misalkan ditentukan batas ambang minimum (threshold) frekuensi kombinasi transaksi yang dianggap memenuhi adalah ketika kombinasi transaksi tersebut terjadi minimal 2 kali dalam rentang periode waktu tertentu (dapat juga ditentukan berdasarkan jumlah dalam persen, misalnya 20% dari total transaksi), maka item barang yang frekuensi transaksinya < dari 2 kali tidak akan diikutkan (dibuang) dalam proses selanjutnya (analisis asosiasi). Dalam contoh data pada table 2, dari kombinasi barang 1 & 2 hingga kombinasi barang 6 & 7 yang terjual, kombinasi transaksi yang memenuhi batas ambang minimum disajikan pada table 3.

Tabel 3. Kombinasi Transaksi yang Memenuhi *Threshold* (Frekuensi Tinggi)

| No | Kombinasi Barang | Frekuensi Transaksi (kali) |
|----|------------------|----------------------------|
| 1 | 1 & 2 | 6 |
| 2 | 1 & 3 | 3 |
| 3 | 1 & 4 | 2 |
| 4 | 2 & 3 | 7 |
| 5 | 3 & 4 | 2 |

b. Menghitung Nilai Support Kombinasi Transaksi yang Memenuhi

Nilai support kombinasi transaksi penjualan yang memenuhi dihitung dengan menggunakan formula:

$$Support(A, B) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \dots\dots\dots (1)$$

Rangkuman hasil perhitungan disajikan pada table 4.

Tabel 4. Persentasi Nilai Support Kombinasi yang Memenuhi

| Kombinasi | Jumlah | Persentase Support |
|-----------|--------|--------------------------|
| 1,2 | 6 | $(6/48)*100\% = 12,5\%$ |
| 1,3 | 3 | $(3/48)*100\% = 6,25\%$ |
| 1,4 | 2 | $(2/48)*100\% = 4,17\%$ |
| 2,3 | 7 | $(7/48)*100\% = 14,58\%$ |
| 3,4 | 2 | $(2/48)*100\% = 4,17\%$ |

1) Menghitung Nilai Kepercayaan (Confidence) Support Kombinasi Transaksi yang Memenuhi

Nilai confidence dari aturan $a \rightarrow b$ diperoleh dari rumus berikut:

$$\text{Confidence} = P(B|A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}} \dots\dots\dots (2)$$

Rangkuman hasil perhitungan disajikan pada table 5.

Tabel 5. Persentasi Confidence Nilai Support Kombinasi yang Memenuhi

| Kombinasi | Support | Persentase Confidence |
|-----------|---------|--------------------------|
| 1,2 | 12,5% | $(6/15)*100\% = 40\%$ |
| 2,1 | 12,5% | $(6/23)*100\% = 26,09\%$ |
| 1,3 | 6,25% | $(3/15)*100\% = 20\%$ |
| 3,1 | 6,25% | $(3/13)*100\% = 23,08\%$ |
| 1,4 | 4,17% | $(2/15)*100\% = 13,33\%$ |
| 4,1 | 4,17% | $(2/2)*100\% = 100\%$ |
| 2,3 | 14,58% | $(7/23)*100\% = 30,43\%$ |
| 3,2 | 14,58% | $(7/13)*100\% = 53,85\%$ |
| 3,4 | 4,17% | $(2/13)*100\% = 15,38\%$ |
| 4,3 | 4,17% | $(2/2)*100\% = 100\%$ |

d. Menghitung Final Asosiasi

Setelah ditemukan hasil Support dan Confidence, selanjutnya ditentukan Final Asosiasi yang hasilnya akan dijadikan acuan untuk menemukan pola keterkaitan untuk menjadi dasar dalam penempatan barang dalam toko.

Final Asosiasi dihitung dengan rumus: Final Asosiasi (%) = Support (%) x Confidence (5) Rangkuman hasil perhitungan disajikan pada table 6.

Tabel 6. Persentasi Final Asosiasi

| Kombinasi | Support(%) | Confidence(%) | Final Asosiasi(%) |
|-----------|------------|---------------|-------------------|
| 1,2 | 12,50 | 40 | 5,00 |
| 2,1 | 12,50 | 26,09 | 3,26 |
| 1,3 | 6,25 | 20 | 1,25 |
| 3,1 | 6,25 | 23,08 | 1,44 |
| 1,4 | 4,17 | 13,33 | 0,56 |

| | | | |
|-----|-------|--------|------|
| 4,1 | 4,17 | 100,00 | 4,17 |
| 2,3 | 14,58 | 30,43 | 4,44 |
| 3,2 | 14,58 | 53,85 | 7,85 |
| 3,4 | 4,17 | 15,38 | 0,64 |
| 4,3 | 4,17 | 100,00 | 4,17 |

Berdasarkan hasil akhir final asosiasi dengan batas ambang minimum kombinasi transaksi = 2, maka jumlah kombinasi barang yang muncul hanya 10 buah kombinasi, sedangkan kombinasi-kombinasi yang lainnya dianggap kebetulan sajadan tidak dapat dijadikan acuan dalam menentukan tata letak barang. Keterkaitan antar 10 kombinasi barang dalam penjualan dapat dipaparkan sebagai berikut:

- 1) Jika membeli jilbab – Joya, maka kemungkinan akan membeli Gaun – Yushigi sebesar 7,85%,
- 2) Jika membeli jilbab – Joya, maka kemungkinan akan membeli Baju – Kaos sebesar 1,44%
- 3) Jika membeli jilbab – Joya, maka kemungkinan akan membeli Celana – Jeans sebesar 0,64%.
- 4) Jika membeli Baju – Kaos, maka kemungkinan akan membeli Gaun – Yushigi sebesar 5,00%,
- 5) Jika membeli Baju – Kaos, maka kemungkinan akan membeli Jilbab – Joya sebesar 1,25%,
- 6) Jika membeli Baju – Kaos, maka kemungkinan akan membeli Celana – Jeans sebesar 0,56 %.
- 7) Jika membeli Celana – Jeans, maka kemungkinan akan membeli Baju – Kaos sebesar 4,17%
- 8) Jika membeli Celana – Jeans, maka kemungkinan akan membeli Jilbab – Joya sebesar 4,17%.
- 9) Jika membeli Gaun – Yushigi, maka kemungkinan akan membeli Jilbab – Joya sebesar 4,44%
- 10) Jika membeli Gaun – Yushigi, maka kemungkinan akan membeli Baju – Kaos sebesar 3,26%.

4. Pembahasan

4.1. Interpretasi Hasil

Algoritma Association Rule adalah kelompok algoritma yang tergolong dalam algoritma deskriptif, sehingga hasil proses algoritma belum dapat langsung digunakan (belum memiliki makna) sebelum dilakukan pemaknaan atau analisis interpretasi lebih lanjut oleh peneliti, agar hasilnya dapat dimanfaatkan untuk menyelesaikan suatu permasalahan tertentu.

Misalkan permasalahan yang melandasi dilaksanakannya penelitian mengenai penggunaan algoritma a-priori dalam kasus analisis perencanaan tata letak barang adalah karena tata letak barang dalam toko dianggap tidak efektif, yang diindikasikan oleh banyaknya pelanggan atau pembeli yang merasa memerlukan waktu yang lama dalam menuntaskan aktifitas belanja mereka (menemukan semua keperluan barang yang dibutuhkan ketika sedang berbelanja), maka analisis interpretasi hasil asosiasi akhir yang diperoleh dari algoritma a-priori adalah sebagai berikut:

- 1) Karena jika membeli jilbab – Joya kemungkinan akan membeli Gaun – Yushigi sebesar 7,85%, Baju – Kaos sebesar 1,44%, dan Celana – Jeans sebesar 0,64%, maka dalam toko disediakan sebuah blok area yang di dalam area tersebut diletakkan secara Bersama-sama (berdekatan) produk barang berupa Jilbab-Joya, Gaun-Yushigi, Baju-Kaos dan CelanaJeans, atau
- 2) Karena jika membeli Baju – Kaos, maka kemungkinan akan membeli Gaun – Yushigi sebesar 5,00%, Jilbab – Joya sebesar 1,25%, dan Celana – Jeans sebesar 0,56%, maka dalam toko disediakan sebuah blok area yang di dalam area tersebut diletakkan secara Bersama-sama (berdekatan) produk barang berupa Baju-Kaos, Gaun-Yushigi, Jilbab-Joya, atau
- 3) Karena Jika membeli Celana – Jeans, maka kemungkinan akan membeli Baju – Kaos dan Jilbab – Joya sebesar 4,17%, maka dalam toko disediakan sebuah blok area yang di dalam

area tersebut diletakkan secara bersama-sama (berdekatan) produk barang berupa Celana-Jeans, Baju Kaos dan Jilbab Joya, atau

- 4) Karena jika membeli Gaun – Yushigi, maka kemungkinan akan membeli Jilbab – Joya sebesar 4,44% dan Baju – Kaos sebesar 3,26%, maka dalam toko disediakan sebuah blok area yang di dalam area tersebut diletakkan secara bersama-sama (berdekatan) produk barang berupa Gaun-Yushigi, Jilbab-Joya dan Baju-Kaos.

Interpretasi tersebut di atas didasarkan pada data transaksi penjualan yang menunjukkan fakta karakteristik atau kebiasaan para pembeli yang selalu membeli secara bersamaan produk atau barang berupa jilbab – Joya, Gaun – Yushigi, Baju – Kaos, atau Celana – Jeans, yang apabila barang-barang tersebut diletakkan pada blok area yang sama (berdekatan) akan mempermudah atau mempersingkat waktu pencarian barang-barang kebutuhan yang akan dibeli oleh pembeli/pelanggan tanpa harus menjelajahi seluruh area dalam toko.

4.2 Pengujian Akurasi Algoritma Menggunakan Pendekatan Empiris

Seperti yang telah dijelaskan pada sub bab 5.1 bahwa jika perumpamaan permasalahan yang melandasi dilaksanakannya penelitian mengenai penggunaan algoritma apriori dalam kasus analisis perencanaan tata letak barang adalah karena tata letak barang dalam toko dianggap tidak efektif, yang diindikasikan oleh banyaknya pelanggan atau pembeli yang merasa memerlukan waktu yang lama dalam menuntaskan aktifitas belanja mereka (menemukan semua keperluan barang yang dibutuhkan ketika sedang berbelanja), maka diperlukan data yang mendukung permasalahan tersebut. Rancangan penelitian untuk memperoleh data yang mendukung pernyataan permasalahan adalah sebagai Berikut:

- 1) Melakukan UjiCoba Penjualan Barang dalam kondisi tata letak yang dirancang secara manual, dengan batasan / asumsi:
 - Areal Toko cukup luas sehingga suatu kelompok barang tertentu yang diletakkan pada suatu blok area tidak dapat terlihat secara kasat mata.
 - Setiap Responden yang dipilih akan membeli jumlah barang yang sama
 - Responden tidak memiliki keperluan lain dalam toko selain berbelanja barang
 - Responden yang dipilih dari segmen yang sama (misal: latar belakang sosial, usia, kondisi fisik yang sama) agar diperoleh sampel yang memiliki karakteristik yang sama.

Misalkan terdapat 10 sampel responden dengan waktu rata-rata yang diperlukan untuk berbelanja seperti disajikan pada table 7.

Tabel 7. Waktu yang Diperlukan Untuk Berbelanja Sejumlah Barang Pada Area Belanja yang Dirancang Secara Manual

| Responden | Waktu yang Diperlukan dalam Berbelanja (menit) |
|--------------|--|
| Responden-1 | 60 |
| Responden-2 | 45 |
| Responden-3 | 20 |
| Responden-4 | 60 |
| Responden-5 | 75 |
| Responden-6 | 35 |
| Responden-7 | 65 |
| Responden-8 | 25 |
| Responden-9 | 40 |
| Responden-10 | 70 |

Berdasarkan 10 sampel data uji yang beragam pada table 7, diperoleh waktu rata-rata yang diperlukan oleh pengunjung dalam menyelesaikan kegiatan berbelanja mereka adalah 49,5 menit. Karena tidak ada aturan atau teori yang secara pasti dapat digunakan sebagai acuan untuk menetapkan berapa waktu yang ideal untuk disebut efektif dalam proses berbelanja, maka diasumsikan bahwa jika waktu yang digunakan oleh seorang pengunjung untuk berbelanja \leq waktu rata-rata berbelanja (42,4 menit) adalah efektif, sedangkan jika $>$ waktu rata-rata berbelanja adalah tidak efektif. Berdasarkan asumsi tersebut, efektifitas berbelanja dengan sistem pengaturan barang dalam toko secara manual disajikan pada table 8.

Tabel 8. Efektifitas Waktu Berbelanja Sejumlah Barang Pada Area Belanja yang Dirancang Secara Manual

| Responden | Waktu yang Diperlukan dalam Berbelanja (menit) | Waktu Rata-rata yang Diperlukan dalam Berbelanja (menit) | Efektifitas |
|--------------|--|--|---------------|
| Responden-1 | 60 | 49,5 | Tidak Efektif |
| Responden-2 | 45 | | Efektif |
| Responden-3 | 20 | | Efektif |
| Responden-4 | 60 | | Tidak Efektif |
| Responden-5 | 75 | | Tidak Efektif |
| Responden-6 | 35 | | Efektif |
| Responden-7 | 65 | | Tidak Efektif |
| Responden-8 | 25 | | Efektif |
| Responden-9 | 40 | | Efektif |
| Responden-10 | 70 | | Tidak Efektif |

Berdasarkan table 8, terdapat 5 dari 10 responden yang memiliki waktu berbelanja \leq dari waktu rata-rata yang diperluka dalam berbelanja (49,5 menit), yang dinyatakan sebagai waktu berbelanja yang Efektif, dan juga terdapat 5 dari 10 responden yang memiliki waktu berbelanja $>$ dari waktu rata-rata yang diperluka dalam berbelanja (49,5 menit), yang dinyatakan sebagai waktu berbelanja yang Tidak Efektif. Dengan menggunakan formula Recognition Rate dalam menentukan tingkat Efektifitas (Akurasi) berbelanja pada toko baju dengan sistem pengaturan tata letak barang secara manual adalah, diperoleh:

$$\text{Recognition Rate (\%)} = \frac{\sum \text{Correct}}{\sum \text{Sample}} * 100 \%$$

$$\text{Recognition Rate Efektif (\%)} = \frac{5}{10} * 100 \% = 50\%$$

- 2) Melakukan UjiCoba Penjualan Barang dalam kondisi tata letak yang dirancang berdasarkan hasil analisis asosiasi menggunakan algoritma a-priori, dengan ketentuan/Batasan:
- Memilih responden yang berbeda, namun dalam jumlah yang sama (missal 10 orang)
 - Menggunakan Areal Toko yang sama, namun dengan tata letak barang yang telah diubah sesuai hasil interpretasi algoritma asosiasi.
 - Setiap Responden yang dipilih akan membeli jumlah barang yang sama
 - Responden tidak memiliki keperluan lain dalam toko selain berbelanja barang
 - Responden yang dipilih dari segmen yang sama (misal: latar belakang sosial, usia, kondisi fisik yang sama) agar diperoleh sampel yang memiliki karakteristik yang sama.
- Misalkan terdapat 10 sampel responden baru (berbeda) dengan waktu rata-rata yang diperlukan untuk berbelanja seperti disajikan pada table 9.

Tabel 9. Waktu yang Diperlukan Untuk Berbelanja Sejumlah Barang Pada Area Belanja yang Dirancang Berbasis Aturan Asosiasi

| Responden | Waktu yang Diperlukan dalam Berbelanja (menit) |
|--------------|--|
| Responden-11 | 40 |
| Responden-12 | 35 |
| Responden-13 | 50 |
| Responden-14 | 30 |
| Responden-15 | 45 |
| Responden-16 | 55 |

| | |
|--------------|----|
| Responden-17 | 35 |
| Responden-18 | 38 |
| Responden-19 | 40 |
| Responden-20 | 32 |

Efektifitas berbelanja dengan sistem pengaturan barang dalam toko berdasarkan hasil analisis algoritma asosiasi a-priori disajikan pada table 10.

Tabel 10. Efektifitas Waktu Berbelanja Sejumlah Barang Pada Area Belanja yang Dirancang Berdasarkan Hasil Analisis Algoritma A-Priori

| Responden | Waktu yang Diperlukan dalam Berbelanja (menit) | Waktu Rata-rata yang Diperlukan dalam Berbelanja (menit) | Efektifitas |
|--------------|--|--|---------------|
| Responden-1 | 40 | 49,5 | Efektif |
| Responden-2 | 35 | | Efektif |
| Responden-3 | 50 | | Tidak Efektif |
| Responden-4 | 30 | | Efektif |
| Responden-5 | 45 | | Efektif |
| Responden-6 | 55 | | Tidak Efektif |
| Responden-7 | 35 | | Efektif |
| Responden-8 | 38 | | Efektif |
| Responden-9 | 40 | | Efektif |
| Responden-10 | 32 | | Efektif |

Berdasarkan table 10, terdapat 8 dari 10 responden yang memiliki waktu berbelanja \leq dari waktu rata-rata yang diperlukan dalam berbelanja dalam sistem pengaturan tata letak barang secara manual (49,5 menit), yang dinyatakan sebagai waktu berbelanja yang Efektif, dan terdapat 2 dari 10 responden yang memiliki waktu berbelanja $>$ dari waktu rata-rata yang diperlukan dalam berbelanja dalam sistem pengaturan tata letak barang secara manual (49,5 menit), yang dinyatakan sebagai waktu berbelanja yang Tidak Efektif. Dengan menggunakan formula Recognition Rate dalam menentukan tingkat Efektifitas (Akurasi) berbelanja pada toko baju dengan sistem pengaturan tata letak barang yang merujuk pada aturan asosiasi berbasis algoritma a-priori, diperoleh:

$$\text{Recognition Rate (\%)} = \frac{\sum \text{Correct}}{\sum \text{Sample}} * 100 \%$$

$$\text{Recognition Rate Efektif (\%)} = \frac{8}{10} * 100 \% = 80\%$$

Jika dibandingkan antara efektifitas waktu berbelanja pada toko busana dengan sistem pengaturan tata letak barang secara manual dan toko busana dengan sistem pengaturan tata letak barang berdasarkan hasil kajian algoritma asosiasi (a-priori), dapat dinyatakan bahwa tingkat efektifitas (akurasi) berbelanja pada toko busana dengan sistem pengaturan tata letak barang berdasarkan hasil kajian algoritma asosiasi (a-priori) lebih baik (lebih tinggi) dari pada tingkat efektifitas (akurasi) berbelanja pada toko busana dengan sistem pengaturan tata letak barang secara manual, dengan perbandingan efektifitas (akurasi) 80% : 50%.

5. Kesimpulan

Pengujian berbasis pendekatan Empiris (empiric) dapat dilakukan pada kasus-kasus yang secara teoritik tidak terdapat acuan yang secara pasti dapat digunakan untuk mengetahui atau mengkonfirmasi / membuktikan efektifitas suatu hasil perlakuan tertentu, misalnya pembuktian efektifitas model a-priori dalam melakukan analisis keterkaitan suatu barang untuk keperluan perencanaan tata letak barang pada suatu toko. Pengujian dengan pendekatan

Empiris dapat dilakukan dengan berbagai cara, sepanjang cara-cara tersebut didasari oleh pembuktian yang nyata dan logis berdasarkan kaidah-kaidah ilmu pengetahuan secara umum. Penelitian ini baru sebatas gagasan berbasis teoritik, sehingga masih perlu dilakukan kajian lebih lanjut melalui pembuktian secara nyata untuk mendapatkan simpulan akhir yang lebih sempurna.

Daftar Pustaka

- [1]. Pratama, I. P. A. E. P. *Handbook Data Warehouse*, Bandung: Informatika, 2018
- [2]. Prasetyo, E. *Data Mining – Mengelola Data Menjadi Informasi*, Yogyakarta: Andi, 2014
- [3]. Maburur, A.G. & Lubis, R. Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Kriteria Nasabah Kredit, *Jurnal KOMPUTA*. 2012; 1(1), 53-57.
- [4]. Ramadhani, A., Farmadi, A., Budiman, I., 2014, Clustering Data Cuaca untuk Pengenalan Pola Perioditas Iklim Wilayah Pelaihari dengan Metode Fuzzy C-Means, *Jurnal Teknologi dan Industri*, 3(1), 57-64.
- [5]. Krisandi, N., Helmi & Prihandono, B. Algoritma KNN dalam Klasifikasi Data Hasil Produksi Kelapa Sawit pada PT. Minamas, *Jurnal MIMASTER*. 2013; 2(1), 33-38.
- [6]. Yanto, R. & Khoiriah, R. Implementasi Data Mining dengan metode Apriori dalam Menentukan Pola Pembelian Obat, *Jurnal Citec*. 2015; 2(2), 102-113.
- [7]. Gunadi, G. & Sensuse, D.I. Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Buku Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Dan Frequent Pattern Growth (Fp-Growth): Studi Kasus Percetakan PT. Gramedia, *Jurnal TELEMATIKA*. 2012; 4(1), 118-132.
- [8]. Tampubolon, K., Saragih, H. & Rez, B. Implementasi Data Mining Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Alat-Alat Kesehatan, *Jurnal INTI*. 2013; 1(1), 93-106.
- [9]. Triyanto, W.A. Association Rule Mining Untuk Penentuan Rekomendasi Promosi Produk, *Jurnal SIMETRIS*. 2014; 5(2), 121-126.
- [10]. Riyanto, *Validasi dan Verifikasi Metode Uji*, Yogyakarta: Deepublish, 2014
- [11]. Bahar, Wahono, R.S. Penentuan Jurusan Sekolah Menengah Atas Dengan Algoritma Fuzzy C-Means, *Thesis* pada Program Pascasarjana Magister Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, 2011.
- [12]. Sugiyono, *Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif dan R&D*, Bandung: Alfabeta, 2013.
- [13]. Rusuli, I., Daud, Z.F.M. Ilmu Pengetahuan Dari John Locke Al-Attas, *Jurnal Pencerahan*. 2015; 9(1), 12-22.
- [14]. Swastina, L. Penerapan Algoritma C4.5 untuk Penentuan Jurusan Mahasiswa, *Jurnal GEMA AKTUALITA*. 2013; 2(1), 93-98.
- [15]. Ridwan, M., Suyono, H. & Sarosa, M. Penerapan Data Mining untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classification, *Jurnal EECCIS*. 2013; 7(1), 59-64.
- [16]. Yodha, J.W., Kurniawan, A.W. Pengenalan Motif Batik Menggunakan Deteksi Tepi Canny dan K-Nearest Neighbor, *Jurnal Techno.Com*. 2014; 13(4), 251-262.