

Optimasi *Association Rule* pada Keranjang Belanja Pelanggan Menggunakan Apiori dan Algoritma Genetika

Muhammad Ammar Rusydah¹, Rima Dias Ramadhani², Andika Elok Amalia³

^{1,2} Program Studi Teknik Informatika, ³ Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak,

^{1,2,3} Fakultas Teknologi Industri dan Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto

Email : ¹14102074@st3telkom.ac.id, ²rima@ittelkom-pwt.ac.id, ³andika.amalia@ittelkom-pwt.ac.id

Abstrak

Semakin banyak data transaksi yang masuk pada sebuah perusahaan khususnya pada bidang retail menyebabkan data harus diolah kembali agar tidak sia-sia. Berdasarkan hasil penelitian terdahulu apriori memiliki kelemahan pada proses ekstraksi rule yang hanya menggunakan indikator minimum support sehingga hasil rule menjadi terlampaui banyak pada dataset dalam skala yang besar. Dalam penelitian ini menggunakan algoritma genetika dimana melakukan optimasi dan seleksi association rule yang dihasilkan oleh apriori dengan menggunakan indikator nilai fungsi objektif untuk menentukan tingkat kekuatan rule. Objek pada penelitian ini adalah sebuah dataset dari UCI Machine Learning Repository yang dibagikan oleh Dr. Daqing Chen dengan judul Online Retail Data Set. Hasil optimasi diharapkan rule yang dihasilkan menjadi lebih sedikit dengan jarak nilai yang lebih optimal sehingga dapat digunakan sebagai interpretasi hasil yang efektif. Setelah dilakukan eksperimen, apriori menghasilkan 958 rule dengan selisih jarak nilai yang didapatkan sebesar 0,7529. Kombinasi apriori dan algoritma genetika menghasilkan 624 rule dengan selisih jarak nilai sebesar 0,278239. Kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan bahwa kombinasi apriori dan algoritma genetika menghasilkan association rule yang lebih optimal dibanding hasil apriori.

Kata kunci – Algoritma Genetika, Apriori, Aturan asosiasi, Optimasi

Abstract

Transaction data that exist in a company, especially in the retail store must be reprocessed so it will not vain. Based on result from previous research apriori have a weakness at rules extraction which only use indicator minimum support that cause rules become too much at large scale dataset. In this research we proposed genetic algorithm to perform optimization and selection for rules generated by apriori. We use objective function indicator to determine rule's strength. The object is a dataset from UCI Machine Learning Repository by Dr. Daqing Chen with subject Online Retail Data Set. Result expected to have fewer rules with more optimal value range so it can be used as an effective result interpretation. From the experiment with only apriori performed we got 958 rules and 0,7529 range value. Meanwhile with using apriori and genetic algorithm, we got 624 rules and 0,278239 range value. Based on this result we can say that combination of apriori and genetic algorithm produce more optimal rules than apriori result.

Keywords-component; Apriori, Association Rule, Genetic Algorithm, Optimization

I. PENDAHULUAN

Data mining merupakan proses pencarian pola atau informasi menarik dalam satu kumpulan data dengan menggunakan metode dan algoritma tertentu. Untuk data transaksi pada retail, salah satu metode yang seringkali digunakan adalah metode analisis asosiasi atau *association rule mining*. Analisis asosiasi sering digunakan untuk analisis data transaksi dan sangat berguna untuk menemukan pola hubungan tersembunyi antara item dalam sebuah *dataset*.

Apriori yang merupakan algoritma yang populer dalam analisis asosiasi seringkali digunakan karena performanya yang telah berkembang sehingga mencapai skalabilitas yang baik. Namun bagaimanapun, keluaran yang dihasilkan hanya bersifat konsisten pada data keranjang belanja dengan skala kecil.

Penelitian yang dilakukan oleh Luis Cavique [1] menjelaskan jika hasil keluaran dari algoritma apriori mudah dipahami dan banyak pola baru yang dapat diidentifikasi, namun banyaknya jumlah association

rule yang dihasilkan dapat membuat interpretasi hasilnya menjadi sulit.

Penelitian yang dilakukan oleh M. Dhanabhakyan dan M. Punithavalli [2] mengungkapkan bahwa algoritma apriori merupakan algoritma terbaik yang dapat diterapkan dalam *market basket analysis*. Meskipun begitu, algoritma apriori masih memiliki kelemahan terutama pada jumlah *scan* yang dilakukan dan *frequent itemset* yang dihasilkan jika diterapkan pada sebuah *dataset* yang besar. Kelemahan ini dapat diatasi dengan melakukan modifikasi atau kombinasi dengan algoritma yang lain.

Penelitian yang dilakukan oleh Mohit K. Gupta dan Geeta Sikka [3] menerapkan algoritma genetika pada proses *association rule mining* dengan menggunakan parameter *support*, *confidence*, *comprehensibility* dan *interestingness* dalam evaluasi *rule*. Proses ini menunjukkan hasil yang mengalami peningkatan dimana *rule* yang dihasilkan menjadi lebih efisien dan efektif dibandingkan dengan hasil *rule* yang dihasilkan dengan apriori dan teknik sebelumnya [4].

Berdasarkan masalah pada penelitian sebelumnya, algoritma apriori memerlukan sebuah modifikasi pada pemilihan aturan asosiasi dalam metode asosiasi sehingga aturan yang dihasilkan menjadi lebih optimal dan akurat. Dengan demikian, peneliti termotivasi untuk melakukan kombinasi apriori dan algoritma genetika dalam optimasi aturan asosiasi khususnya pada data keranjang belanja. Algoritma genetika digunakan karena merupakan algoritma adaptif pencarian metaheuristik yang berdasar pada ide-ide evolusi seleksi alam dan genetika. Algoritma genetika dikenal sebagai salah satu algoritma pencarian yang memiliki sifat pencarian yang lebih optimal tanpa memperluas ruang pencarian dan kehilangan atributnya [5].

A. Association Rule Mining

Association rule mining adalah salah satu metode dalam data mining yang berguna untuk mencari hubungan menarik yang tersembunyi di dalam dataset yang besar [6]. Dengan banyaknya data yang terus-menerus dikumpulkan dan disimpan di dalam database membuat banyak perusahaan yang tertarik untuk menemukan *association rule* di dalamnya untuk meningkatkan keuntungan mereka. *Association rule* merupakan representasi dari pola informasi yang telah didapatkan dari proses *association rule mining*.

Secara umum *association rule* memiliki bentuk $A \Rightarrow B$. Aturan $A \Rightarrow B$ mengandung set transaksi D dengan nilai *support* (s), dimana s adalah persentase transaksi D yang mengandung $A \cup B$. Aturan $A \Rightarrow B$ juga memiliki nilai *confidence* c di dalam transaksi D, dimana c adalah persentase transaksi di dalam D yang mengandung A dan B. Dari penjelasan di atas, nilai

$\text{support}(A \Rightarrow B) = \text{Prob}\{A \cup B\}$ dan nilai $\text{confidence}(A \Rightarrow B) = \text{Prob}\{B/A\}$ [7].

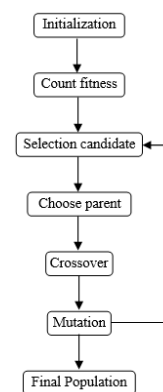
B. Algoritma Apriori

Algoritma apriori diusulkan oleh Agrawal & Srikant pada tahun 1994 dan merupakan salah satu algoritma yang digunakan pada analisis asosiasi dan *market basket analysis*. Algoritma apriori melakukan banyak pencarian dalam database untuk menemukan frequent itemset dimana k-itemset digunakan untuk mengambil k+1-itemset. Pertama kali apriori melakukan pencarian 1-itemset yang digunakan untuk menemukan itemset dalam 2-itemset yang kemudian akan digunakan lagi untuk menemukan 3-itemset sampai pada batas maksimum jumlah k-itemset yang ditentukan [8].

Apriori yang mengambil semua transaksi di dalam basis data ke sebuah akun secara berurutan untuk mendefinisikan data transaksi. Data transaksi dapat direpresentasikan dengan aturan asosiasi (*association rule*), yang terdiri dari sisi kiri dan kanan (Left \Rightarrow Right). Untuk mengevaluasi aturan asosiasi yang dihasilkan, ada dua faktor yang dapat digunakan yaitu nilai *support* dan nilai *confidence* [9].

C. Algoritma Genetika

Algoritma genetika ditemukan oleh John Holland dan dikembangkan oleh David Goldberg. Algoritma genetika adalah algoritma komputasi yang diinspirasi teori evolusi yang kemudian diadopsi menjadi algoritma komputasi untuk mencari solusi suatu permasalahan dengan cara yang lebih alamiah. Salah satu aplikasi algoritma genetika adalah pada permasalahan optimasi kombinasi, yaitu mendapatkan suatu nilai solusi optimal terhadap suatu permasalahan yang mempunyai banyak kemungkinan solusi [10]. Proses algoritma genetika ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Proses algoritma genetika

Proses algoritma genetika dimulai dengan inisialisasi jumlah iterasi dan parameter yang dibutuhkan untuk menghitung nilai *fitness*. Nilai *fitness* merupakan nilai yang menggambarkan kekuatan setiap individu yang terdapat dalam sebuah populasi. Selanjutnya proses seleksi, pemilihan *parent*, *crossover* dan mutasi dilakukan secara terus menerus

sampai memenuhi jumlah iterasi. Hasil akhirnya adalah sebuah populasi akhir yang memiliki individu-individu final yang telah terpilih.

II. METODE PENELITIAN

A. Dataset

Dataset dikumpulkan dari UCI Machine Learning Repository dengan subjek Online Retail Data Set. *Dataset* ini dibagikan oleh Dr. Daqing Chen yang bekerja sebagai pengajar pada London South Bank University. Online Retail Data Set merupakan *dataset* yang mengandung data transaksional terdiri dari 541.909 baris data semua transaksi yang terjadi dalam jangka waktu 1 Desember 2010 sampai 9 Desember 2011 pada sebuah toko retail *online* di United Kingdom.

B. Data Pre-processing

Pada kondisi awal *dataset* memiliki delapan atribut dan 541.909 baris data. Untuk mendapatkan data yang baik dan sesuai dengan format yang dibutuhkan pada *market basket analysis*, maka ada beberapa langkah *pre-processing* yang harus dilakukan. Berikut adalah langkah-langkahnya :

1. Data Cleaning

Data cleaning dilakukan dengan menghapus *missing value* dan data yang tidak konsisten pada atribut InvoiceNo. Data yang tidak konsisten adalah data pada InvoiceNo yang memiliki kode 'c' yang berarti terjadi pembatalan pada data tersebut. Langkah selanjutnya adalah menghapus setiap data yang memiliki duplikasi sehingga setiap data InvoiceNo bersifat unik.

2. Data Reduction

Data reduction dilakukan untuk menghapus setiap atribut yang tidak digunakan lagi, yaitu atribut Description, Quantity, InvoiceDate, UnitPrice, CustomerID dan Country. Atribut yang akan digunakan pada *dataset* ini hanya atribut InvoiceNo dan StockCode.

3. Data Transformation

Dalam *market basket data*, data yang valid adalah data transaksi ditransformasikan dalam bentuk baris dan item sebagai atributnya. Pada *dataset* yang digunakan, setiap elemen StockCode menjadi atribut pada data sehingga harus bersifat unik. Karena itu, maka setiap duplikasi data pada StockCode dihapus.

Nilai dalam setiap data berupa 0 atau 1, dimana nilai 1 menggambarkan item ke-n ada pada transaksi ke-n, sementara nilai 0 menggambarkan item ke-n tidak ada pada

transaksi ke-n. Hasil *dataset* setelah *pre-processing* ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. *Dataset* setelah *pre-processing*

InvoiceNo	85123A	71503	84406B	23843
536365	1	1	1	0
536366	0	0	0	0
536367	0	0	0	0
...
581587	0	0	0	0

Setelah mengalami *pre-processing*, *dataset* sekarang memiliki 3930 atribut dan 21870 baris data.

C. Indikator Apriori

Keluaran apriori adalah *association rule* yang bersifat valid. Dalam proses *association rule mining*, ada tiga indikator yang mempengaruhi kualitas hasil apriori, yaitu nilai *support*, *confidence* dan *lift ratio*.

Nilai *support* adalah nilai yang menunjukkan probabilitas kemungkinan munculnya sebuah *itemset* dari semua transaksi yang ada. *Support* dapat dihitung dengan menggunakan rumus :

$$Supp(A) = \frac{\text{Transaksi mengandung A}}{\text{Jumlah transaksi}} \quad (1)$$

Nilai *confidence* berkaitan dengan bentuk *association rule* yang memiliki dua bagian, yaitu Antecedent sebagai *itemset* pertama dan Consequent sebagai *itemset* kedua. Nilai *confidence* menunjukkan probabilitas munculnya Consequent jika Antecedent telah terjadi. *Confidence* dapat dihitung menggunakan perhitungan :

$$Conf(A,B) = \frac{\text{Transaksi mengandung A dan B}}{\text{Transaksi mengandung A}} \quad (2)$$

Nilai *lift ratio* adalah nilai yang menentukan tingkat kekuatan sebuah *association rule*. Besar nilai *lift ratio* bergantung pada nilai *confidence* dan *expected confidence* [11]. *Expected confidence* dapat dihitung menggunakan perhitungan :

$$Expected\ confidence(A,B) = \frac{\text{Transaksi mengandung B}}{\text{Jumlah transaksi}} \quad (3)$$

Sementara nilai *lift ratio* dapat dihitung dengan menggunakan perhitungan :

$$Lift\ ratio(A,B) = \frac{Confidence(A,B)}{Expected\ confidence(A,B)} \quad (4)$$

D. Indikator Algoritma Genetika

Ada dua indikator nilai yang mempengaruhi hasil dari algoritma genetika, yaitu nilai fungsi objektif dan nilai *fitness*.

Nilai fungsi objektif adalah nilai yang menyatakan baik tidaknya suatu solusi dan dijadikan sebagai acuan dalam mencapai nilai optimal terhadap masalah yang diteliti. Dalam penelitian ini, fungsi objektif disesuaikan dengan bentuk *association rule*. Fungsi objektif dapat dihitung menggunakan perhitungan [12]:

$$f(x) = (a \times \text{supp}(x)) + (b \times \text{conf}(x)) \quad (5)$$

dimana,

a = koefisien bobot *support* = 0,5

b = koefisien bobot *confidence* = 0,5

Nilai *fitness* adalah fungsi yang menyatakan baik tidaknya suatu solusi dan dijadikan sebagai acuan dalam mencapai nilai optimal terhadap masalah yang diteliti. Nilai *fitness* dapat dihitung dengan menggunakan rumus [13]:

$$\text{fit}(x) = \frac{1}{1+f(x)} \quad (6)$$

dimana,

$\text{fit}(x)$ = nilai *fitness* x

$f(x)$ = nilai fungsi objektif x

E. Metode yang Diusulkan

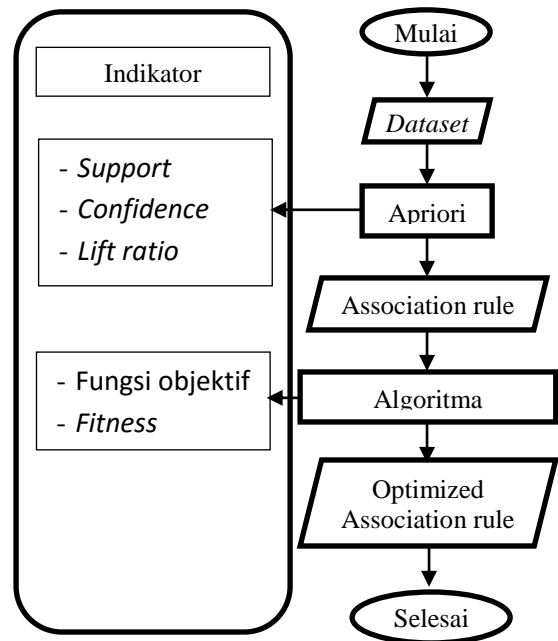
Pada bagian ini akan dijelaskan proses setelah *dataset* telah melalui *pre-processing*. Langkah pertama adalah proses *association rule mining* dengan menggunakan apriori.

Proses pada apriori dimulai dengan inisialisasi tiga nilai indikator penting, yaitu *minimum support*, *minimum confidence* dan *minimum lift ratio*. Apriori akan melakukan *scan* secara menyeluruh ke semua *dataset* dan mengambil kandidat *itemset* yang mempunyai nilai *support* yang lebih tinggi dari *minimum support*. Himpunan *itemset* ini kemudian disebut sebagai *frequent itemset*. Dari *frequent itemset* kemudian proses *association rule mining* dilakukan dengan mengambil setiap *rule* yang memiliki nilai *confidence* yang lebih besar dari *minimum confidence*. Nilai *lift ratio* menentukan urutan *rule* dari yang terkuat. Langkah selanjutnya N-populasi *rule* dari apriori kemudian dioptimasi menggunakan algoritma genetika. Langkah pertama adalah inisialisasi jumlah iterasi, *crossover rate*, *mutation rate* dan *minimum confidence*.

Proses seleksi populasi dilakukan dengan menggunakan metode *roulette wheel selection* dimana setiap kromosom memiliki nilai batas distribusi probabilitas yang menunjukkan kemungkinan kromosom ini akan terpilih pada populasi selanjutnya. Proses *crossover* dilakukan dengan kawin silang dan tukar gen dengan memilih satu atau lebih posisi acak dalam sebuah kromosom kemudian sejumlah gen ditukarkan posisinya dengan posisi gen pada kromosom yang lain. Proses mutasi dilakukan dengan mengganti satu gen dalam sebuah kromosom menjadi satu nilai baru (*itemset*) yang bersifat acak dari seluruh populasi.

Proses seleksi, *crossover* dan mutasi akan dilakukan secara terus-menerus sampai jumlah iterasi

ke-n terpenuhi. Pada setiap iterasi, individu/*rule* akan dipilih jika nilai fungsi objektif nya lebih dari *minimum confidence*. Populasi akhir adalah seluruh individu yang terpilih pada setiap iterasi.



Gambar 2. Metode yang diusulkan

III. HASIL PENELITIAN

A. Hasil Apriori

Pada penelitian ini, apriori dilakukan menggunakan aplikasi TANAGRA 1.4.50. Proses rule mining menggunakan apriori pada TANAGRA memiliki beberapa indikator, yaitu *maximum itemset*, *minimum support*, *minimum confidence* dan *minimum lift*. Hasil dari proses ini ditunjukkan pada Gambar 3.

Rules					
Number of rules : 958					
RULES					
Number of rules : 958					
N°	Antecedent	Consequent	Lift	Support (rs)	Confidence (rs)
1	"22916+true"	"22917+true"	85,30246	1,006	93,220
2	"22917+true"	"22916+true"	85,30246	1,006	92,050
3	"23170+true" - "23171+true"	"23172+true"	59,40507	1,125	80,130
4	"23172+true"	"23170+true" - "23171+true"	59,40507	1,125	83,390
5	"23170+true" - "23172+true"	"23171+true"	56,22931	1,125	94,615

Gambar 3. Hasil apriori pada TANAGRA

Dari Gambar 3, hasil ini dijelaskan lebih rinci pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil apriori

Parameter masukan	Informasi Hasil
Jumlah transaksi : 21870	<i>card(itemset-2)</i> : 614
Jumlah item : 3930	<i>card(itemset-3)</i> : 147
<i>maximum itemset</i> : 4	<i>card(itemset-4)</i> : 10
<i>minimum support</i> : 0,01	Parameter keluaran : 5 - Antecedent - Consequent - Lift

	-Support -Confidence
minimum confidence : 0,2	Jumlah rule : 958
minimum lift : 10	

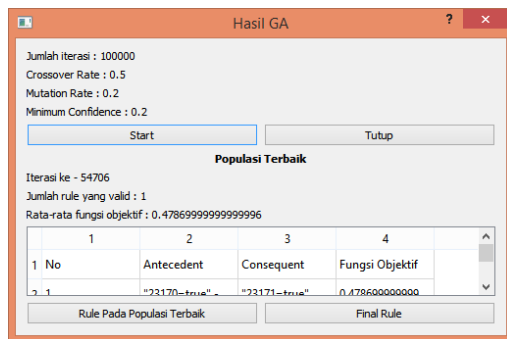
B. Hasil Apriori + Algoritma Genetika

Hasil apriori menjadi populasi pertama pada algoritma genetika sebanyak 958 rule/individu. Parameter masukan ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Parameter masukan algoritma genetika

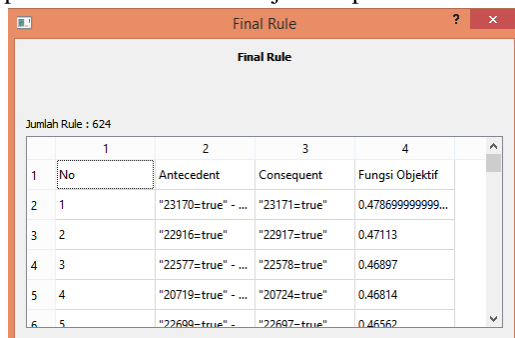
No	Parameter	Nilai
1	Jumlah iterasi	100.000
2	Ukuran populasi	50
3	Tipe seleksi	Roulette wheel
4	Tipe crossover	One point crossover
5	Crossover rate	0,5
6	Mutation rate	0,2
7	Minimum confidence	0,2

Hasil ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil apriori + algoritma genetika

Setelah proses genetika, didapatkan populasi rule akhir yang valid sebanyak 624 rule dengan fungsi objektif yang paling tinggi adalah 0,478699 dan fungsi objektif yang paling rendah adalah 0,20046. Populasi rule akhir ini ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Hasil populasi rule akhir

IV. PEMBAHASAN

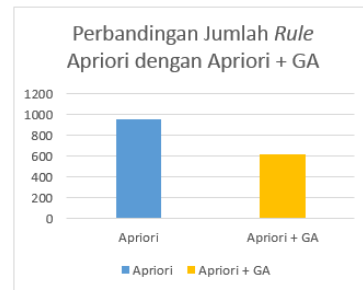
Association rule mining menggunakan apriori + GA menghasilkan rule yang lebih sedikit dibandingkan dengan rule yang dihasilkan hanya menggunakan apriori. Penentuan rule yang valid pada GA menggunakan nilai fungsi objektif yang lebih besar dari minimum confidence sebesar 0,2. Nilai fungsi objektif juga digunakan untuk menentukan rule yang kuat dimana semakin dekat nilai fungsi objektif dengan 1, maka rule akan semakin kuat.

Perbandingan hasil proses antara apriori dengan kombinasi apriori dan GA ditunjukkan pada Tabel 4.

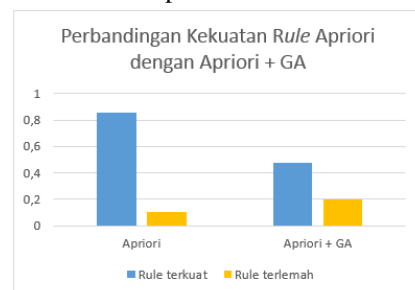
Tabel 4. Perbandingan Hasil Apriori dan Apriori + GA

Parameter	Apriori	Algoritma Genetika
Jumlah rule	958	624
Jarak selisih lift / fungsi objektif	0,7529	0,278239
Nilai lift / fungsi objektif tertinggi	0,8530	0,478699
Nilai lift / fungsi objektif terendah	0,1001	0,20046

Gambar 6 dan Gambar 7 menunjukkan grafik perbedaan hasil antara apriori dengan apriori + GA.



Gambar 6. Perbandingan Jumlah Rule Apriori dengan Apriori + GA



Gambar 7. Perbandingan Kekuatan Rule Apriori dengan Apriori + GA

Pada Gambar 7 membandingkan nilai lift ratio pada apriori dibandingkan dengan nilai fungsi objektif pada apriori + GA. Nilai lift ratio pada apriori dilakukan normalisasi sehingga nilainya berada pada rentang 0 sampai 1. Setelah melakukan perbandingan, rule terkuat pada apriori memiliki lift ratio sebesar

0,853 sementara rule terkuat pada apriori + GA memiliki nilai fungsi objektif sebesar 0,478699. Rule terlemah pada apriori memiliki lift ratio sebesar 0,1001 sementara rule terlemah pada apriori + GA memiliki nilai fungsi objektif sebesar 0,20046.

Hasil yang didapatkan dari kombinasi apriori + GA memiliki jarak nilai objektif yang lebih kecil (0,278239) dibandingkan dengan jarak lift ratio pada hasil mining menggunakan apriori saja (0,7529). Hasil association rule menggunakan kombinasi apriori dan algoritma genetika dapat dikatakan lebih baik karena jumlah rule yang dihasilkan lebih sedikit, sementara dengan jarak selisih nilai yang lebih kecil, maka interpretasi association rule dapat lebih optimal karena jarak nilai fungsi objektif antar rule menjadi lebih kecil.

V. PENUTUP

A. Kesimpulan

Setelah melakukan penelitian tentang association rule mining menggunakan apriori dan algoritma genetika kemudian melakukan proses pengujian dan analisa, didapatkan kesimpulan bahwa :

1. Dengan diterapkannya apriori pada dataset 'Online Retail Dataset' mengungkapkan pola keterhubungan transaksi jual beli terhadap pembelian item dalam bentuk *association rule*. *Association rule* hasil apriori memiliki parameter Antecedent dan Consequent yang menjelaskan hubungan antara kedua itemset. Tingkat kekuatan rule ini dipengaruhi oleh nilai support, confidence dan lift ratio.
2. Hasil kombinasi apriori dan algoritma genetika dapat mengurangi jumlah association rule yang dihasilkan oleh apriori saja dan rentang kekuatan rule yang menjadi lebih kecil. Selain itu, urutan rule juga berubah karena tingkat kekuatan rule diukur dari nilai fungsi objektifnya.

B. Saran

Beberapa saran yang dapat diberikan oleh peneliti dalam penelitian ini, antara lain :

1. Algoritma genetika yang digunakan dalam penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut dengan memodifikasi fungsi objektif yang digunakan
2. Dapat dilakukan penelitian lebih lanjut tentang optimasi association rule mining dari algoritma

asosiasi yang lain, seperti FP-Growth, Generalized rule induction, algoritma hash-based dan predictive apriori.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Cavique, "A scalable algorithm for the market basket analysis," *J. Retail. Consum. Serv.*, vol. 14, no. 6, pp. 400–407, 2007.
- [2] M. Dhanabhakyan and M. Punithavalli, "A survey on Data mining algorithm for market basket analysis," *Glob. J. Comput. ...*, vol. 11, no. 11, pp. 1–7, 2011.
- [3] M. K. Gupta and G. Sikka, "Association Rules Extraction using Multi-objective Feature of Genetic Algorithm," *Proc. World Congr. Eng. Comput. Sci.*, vol. II, no. 9781277505, pp. 23–25, 2013.
- [4] M. R. Kumar, "Application of Genetic algorithms for the prioritization of Association Rules," *Artif. Intell. Tech. - Nov. Approaches Pract. Appl.*, pp. 35–38, 2011.
- [5] A. Sharma and N. Tivari, "A Survey of Association Rule Mining Using Genetic Algorithm," *Int. J. Comput. Appl. Inf. Technol. I, Issue II*, vol. I, no. II, 2012.
- [6] I. Tudor, "Association Rule Mining as a Data Mining Technique Example: Market Basket Analysis," vol. LX, no. 1, pp. 49–56, 2008.
- [7] F. H. Al-zawaidah, Y. H. Jbara, and M. A.-A. Abu-Zanona, "An Improved Algorithm for Mining Association Rules in Large Databases," *World Comput. Sci. Inf. Technol. J.*, vol. 1, no. 7, pp. 311–316, 2011.
- [8] Y. Q. Wei, R. H. Yang, and P. Y. Liu, "An improved apriori algorithm for association rules of mining," *ITME2009 - Proc. 2009 IEEE Int. Symp. IT Med. Educ.*, vol. 3, no. 1, pp. 942–946, 2009.
- [9] E. Turban, J. E. Aronson, T.-P. Liang, and D. Prabantini, *Decision support systems and intelligent systems*, 7th ed. Yogyakarta: ANDI, 2005.
- [10] S. Rangaswamy and S. G., "Optimized association rule mining using genetic algorithm," vol. 1, no. 2, pp. 1–9, 2009.
- [11] M. Fauzy, K. R. S. W, and I. Asror, "Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada SimulasiPrediksi Hujan Wilayah Kota Bandung," *J. Ilm. Teknol. Inf. Terap.*, vol. II, 2016.
- [12] N. Kurniati, I. S. Sitanggang, and I. Hermadi, "Optimasi Aturan Asosiasi Multidimensi menggunakan Algoritme Genetika untuk Klasifikasi Kemunculan Titik Panas," *Ilmu Komput. Agri-Informatika*, vol. 4, no. 1, pp. 42–52, 2015.
- [13] R. Haldulakar and J. Agrawal, "Optimization of Association Rule Mining through Genetic Algorithm," *Int. J. Comput. Sci. Eng.*, vol. 3, no. 3, pp. 1252–1259, 2011.