

ANALISIS POLA PEMBELIAN DI “KEDAI BANG YHOGA’S” MENGUNAKAN METODE APRIORI

Arief Setyo Widodo¹⁾, Anief Fauzan Rozi²⁾

E-mail : ¹⁾justtime.active@gmail.com , ²⁾anief@mercubuana-yogya.ac.id

^{1,2}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Mercu Buana
Yogyakarta

Abstrak

Jumlah *cafe*, kedai, dan restoran mengalami peningkatan yang signifikan setiap tahunnya. Peningkatan tersebut berbanding lurus dengan peningkatan persaingan pasar. Strategi pemasaran dan promosi sangat diperlukan untuk mempertahankan hingga meningkatkan jumlah konsumen. Pengoptimalan data (*data mining*), dalam hal ini adalah data transaksi merupakan salah satu cara yang dapat digunakan untuk mengatur strategi pemasaran kedai. Data transaksi dapat dimaksimalkan dengan melakukan analisis data transaksi penjualan. Algoritma apriori dapat diaplikasikan untuk mencapai tujuan tersebut. Analisis tersebut dapat dilakukan dengan menggunakan aplikasi Weka. Adapun tujuan penelitian ini yaitu untuk memperoleh rekomendasi daftar menu (*item*) yang dapat digunakan sebagai acuan bagi pemilik kedai. Penelitian ini mengaplikasikan metode algoritma *apriori* untuk membantu pemilik usaha Kedai Bang Yhoga’s dalam mengatasi permasalahan dan untuk memperoleh rekomendasi daftar menu (*item*) melalui aplikasi Weka. Hasil analisis data transaksi penjualan pada aplikasi Weka, menunjukkan bahwa dari 58 *item* menu yang disajikan, ada beberapa *item* menu yang memiliki frekuensi tinggi. *Item* tersebut dapat digunakan sebagai acuan pemilik usaha sebagai pertimbangan dalam menyusun menu pada kedai serta dapat digunakan sebagai acuan dalam mengkombinasikan dengan *item* yang memiliki frekuensi rendah. Berdasarkan hasil penelitian, didapatkan 50 hasil kombinasi *item* yang memiliki nilai *confidence* minimal 90%. Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, hasil analisis melalui aplikasi Weka sesuai dengan hasil perhitungan manual, dari sejumlah 58 *display item* dalam penentuan pola pembelian dan frekuensi *item* terbaik, diperoleh 30 rekomendasi *display item* pada menu Kedai Bang Yhoga’s.

Kata kunci: *algoritma apriori, data mining, itemsets, kedai Bang Yhoga’s, weka*

Abstract

The number of cafes, stalls and restaurants has increased significantly every year. This increase is directly proportional to the increase in market competition. Marketing and promotion strategies are needed to retain and increase the number of consumers. Data optimization (*data mining*), in this case transaction data, is one way that can be used to manage store marketing strategies. Transaction data can be maximized by analyzing sales transaction data. Priori algorithms can be applied to achieve this goal. This analysis can be done using the Weka application. The purpose of this study was to obtain recommendations for menu items that can be used as a reference for shop owners. This research applies the a priori algorithm method to help Kedai Bang Yhoga’s business owners solve problems and get recommendations for menu lists (*items*) through the Weka application. The results of the sales transaction data analysis on the Weka application show that of the 58 menu items presented there are several menu items that have high frequency. These items can be used as a reference for business owners as a material for consideration in preparing a menu at the store and can be used as a reference in combining with items that have low frequency. Based on the research results, there are 50 combination items that have a confidence value of at least 90%. Based on the analysis that has been done, the results of the analysis through the Weka application are in

accordance with the results of manual calculations, from a number of 58 display items in determining the best purchase pattern and item frequency, 30 recommended items are displayed on the Bang Yhoga's menu.

Kata kunci: *algoritma apriori, data mining, itemsets, kedai Bang Yhoga's, weka*

1. PENDAHULUAN

Hampir setiap tahun jumlah kedai maupun *cafe* di Yogyakarta semakin bertambah. Jumlah restoran di D.I.Yogyakarta meningkat sebesar 5,4% dari tahun 2019 ke 2020 [1]. Secara tidak langsung persaingan dalam para pelaku usahapun kian meningkat, sehingga memengaruhi pola penjualan yang tidak menentu. Hal tersebut menjadi masalah tersendiri bagi para pelaku usaha kedai atau *cafe*, salah satunya yaitu pada Kedai Bang Yhoga's. Oleh karena itu diperlukan penataan data yang terstruktur dan strategi yang lebih efisien didalam penjualan dengan mempelajari data transaksi penjualan sebelumnya untuk meningkatkan kualitas produk dan meningkatkan pendapatan.

Kedai Bang Yhoga's merupakan tempat makan yang berkonsep *cafe* sederhana yang menargetkan masyarakat usia muda-dewasa sebagai konsumennya. Kedai Bang Yhoga's termasuk kedai baru yang masih berusia 6 bulan. Namun, setiap harinya kedai tersebut cukup ramai dikunjungi oleh konsumen terutama kalangan mahasiswa. Data transaksi pada umumnya hanya dijadikan sebagai arsip untuk mengevaluasi laba hasil penjualan pada kedai. Namun sebenarnya data transaksi yang dimiliki oleh kedai memiliki informasi yang sangat bermanfaat bagi pemilik kedai suatu saat nanti.

Pengaturan strategi dapat dimulai dengan mengamati pola pembelian oleh konsumen. Pola pembelian tersebut dapat diamati berdasarkan data transaksi yang sudah dimiliki oleh pemilik kedai. Data yang sudah dimiliki oleh pemilik kedai dapat dimanfaatkan untuk mengetahui menu yang harus disediakan setiap hari atau pada waktu-waktu tertentu, hingga pada penawaran promosi pada menu yang memiliki frekuensi penjualan tinggi [2], [3].

Pemanfaatan data pembelian konsumen yang telah dimiliki oleh pemilik usaha untuk memperoleh informasi/nilai tambah lainnya termasuk ke dalam teknik *data mining* [4], [5]. *Data mining* merupakan proses ekstraksi informasi dari basis data dengan melakukan penggalian pola-pola dari data dengan tujuan untuk memperoleh informasi yang penting bagi pemilik data [6]. *Data mining* dapat dilakukan dengan beberapa aplikasi, salah satunya yaitu dengan Weka. Weka merupakan rangkaian perangkat lunak pembelajaran mesin yang ditulis dengan bahasa pemrograman Java, yang dikembangkan di Selandia Baru. Weka memiliki beberapa algoritma yang dapat digunakan untuk keperluan *data mining* [7].

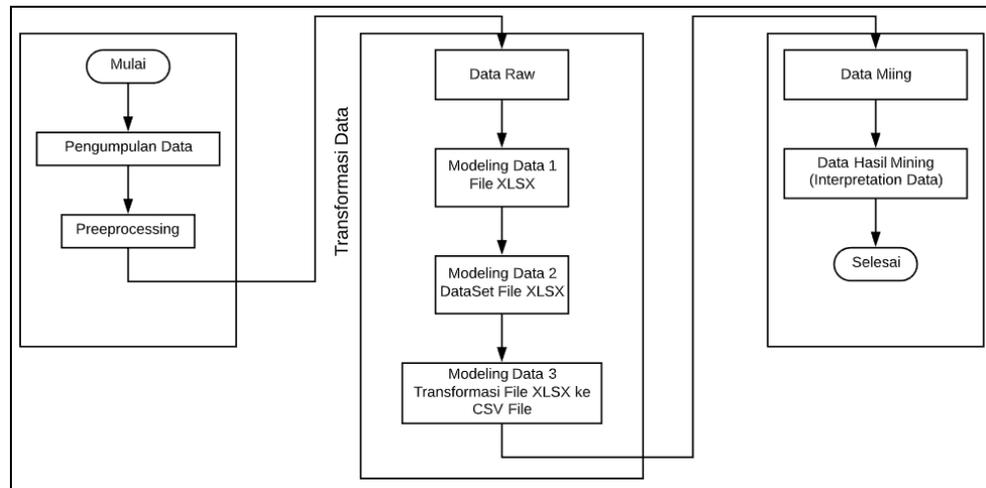
Aplikasi *data mining* dengan Weka dapat menggunakan algoritma *apriori*. Algoritma *apriori* adalah algoritma pengambilan data dengan aturan asosiatif (*association rule*) untuk menentukan hubungan asosiatif suatu kombinasi item [8]. Algoritma *apriori* dipilih dalam penelitian ini karena algoritma *apriori* dapat menentukan *itemset* berdasarkan frekuensi kemunculan data [2]. Penggunaan algoritma *apriori* sudah banyak diterapkan untuk menentukan pola pembelian maupun penjualan suatu produk dan jasa, beberapa diantaranya yaitu untuk menentukan pola pembelian konsumen oleh Panjaitan [9], Murnawan [10], Srinivasa [11], dan JianKang [12]. Algoritma *apriori* juga dapat digunakan untuk menentuka pola pembelian *online* [13], [14], serta untuk menentukan strategi penjualan [15].

Oleh sebab itu, prinsip algoritma tersebut sangat sesuai untuk membantu pemilik usaha dalam menentukan *item* yang paling sering dipilih/dikonsumsi oleh konsumen, sehingga dapat membantu pemilik usaha, dalam hal ini adalah Kedai Bang Yhoga's dalam memperoleh rekomendasi daftar menu (*item*). Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis pola pembelian di Kedai Bang Yhoga's dengan menggunakan metode

apriori. Sehingga penelitian ini bertujuan untuk memperoleh rekomendasi daftar menu (*item*) yang dapat digunakan sebagai acuan bagi pemilik kedai.

2. METODOLOGI

Penelitian dilakukan dengan melalui beberapa tahapan dimulai dari pengumpulan data, *pre-processing* data, transformasi data, *mining* data, hingga menghasilkan suatu data analisis [16]. Tahapan jalannya penelitian dapat dilihat pada Gambar 1. Tahapan *data mining* menerapkan algoritma apriori untuk memproses data transaksi pembelian yang dimiliki oleh kedai.



Gambar 1. Tahapan Jalannya Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Data yang diterima oleh peneliti merupakan data transaksi manual berupa nota fisik yang biasanya digunakan dalam transaksi penjualan. Jumlah data yang akan digunakan dalam penelitian ini berjumlah 819 data transaksi mulai tanggal 1 April hingga tanggal 14 Juni 2019.

2.2. Preprocessing/data cleaning

Pada tahap selanjutnya adalah melakukan *preprocessing* data pada data yang sudah didapatkan sebelumnya. Data yang sudah didapatkan kemudian diseleksi dengan memilih data dan memisahkan data transaksi berdasarkan rekapitulasi perhari, dilihat berdasarkan jenis waktu transaksi yang dilihat berdasarkan tanggal, bulan dan tahun. Hal ini dilakukan karena data yang didapatkan berupa nota fisik yang belum berupa *soft file*. Pada tahap ini juga dilakukan untuk memastikan tidak adanya duplikasi data dan *field* yang tidak diperlukan.

2.3. Transformasi Data

Pada tahap ini dilakukan transformasi data setelah tahap *preprocessing* data atau *cleaning* data selesai, sehingga menghasilkan data yang lebih terstruktur sesuai dengan waktu transaksi. Pada tahap transformasi data dilakukan beberapa tahapan, meliputi :

a. Data Raw

Memastikan dan memisahkan data transaksi berdasarkan waktu transaksi. Data yang ada pada tahap ini masih berupa nota transaksi manual.

b. Modeling Data Tahap 1

Pada tahap ini dilakukan transformasi data yaitu merubah data transaksi penjualan yang didapatkan berupa nota fisik transaksi penjualan menjadi *file XLSX*, yaitu *file* pada Microsoft Excel.

c. Modeling Data Tahap 2

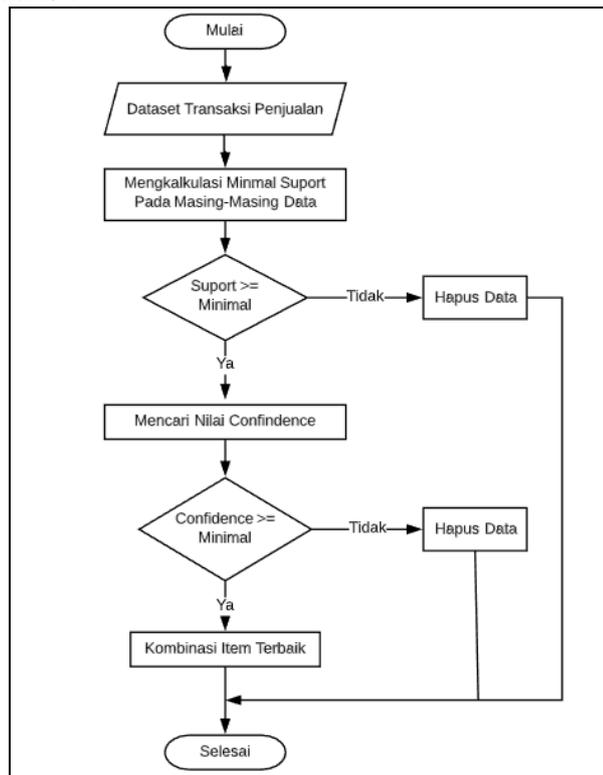
Pada tahap ini, data yang sudah berupa *soft file* dengan format XLSX, disederhanakan dengan melihat *itemset* yang terjual dan tidak terjual. Data yang diambil adalah data *itemset* yang terjual dengan minimal penjualan 2 *item*.

d. *Modeling* Data Tahap 3 Transformasi Data XLSX ke CSV File

Pada tahap akhir transformasi data, file XLSX pada *modeling* data tahap 2, di transformasikan atau dirubah menjadi *dataset* dengan format CSV, yaitu format *file* yang bisa diolah oleh aplikasi Weka.

2.4. Data Mining

Pada tahap ini, data yang sudah siap diolah akan dilakukan proses data mining menggunakan algoritma *apriori* dengan menggunakan *tools* Weka. Adapun tahapan algoritma *apriori* dapat dilihat pada Gambar 2. Pada tahap ini akan menghasilkan *output* berupa pola penjualan produk yang nantinya akan digunakan sebagai acuan untuk proses *interpretation/evaluation*.



Gambar 2. Diagram Alir Algoritma Apriori

Algoritma apriori menerapkan pola perhitungan kombinasi *item*. Hal yang perlu diperhatikan dalam melakukan kombinasi *item* yaitu mengkombinasikan mulai dari 2 *item*, 3 *item*, hingga tidak dapat dikombinasikan lagi. Adapun persamaan yang digunakan untuk memperoleh nilai *support* dari sebuah *item* yaitu seperti pada Persamaan 1. Persamaan 2 menunjukkan nilai *support* dari kombinasi 2 *item*.

$$\text{Support (A)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung A}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Support (A U B)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung A dan B}}{\text{Jumlah Transaksi}} \times 100\% \quad (2)$$

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah dicari aturan *assosiatif* yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence*, dengan cara menghitung *confidence* aturan *assosiatif* A → B. Nilai *confidence* dari aturan A → B diperoleh dari Persamaan berikut.

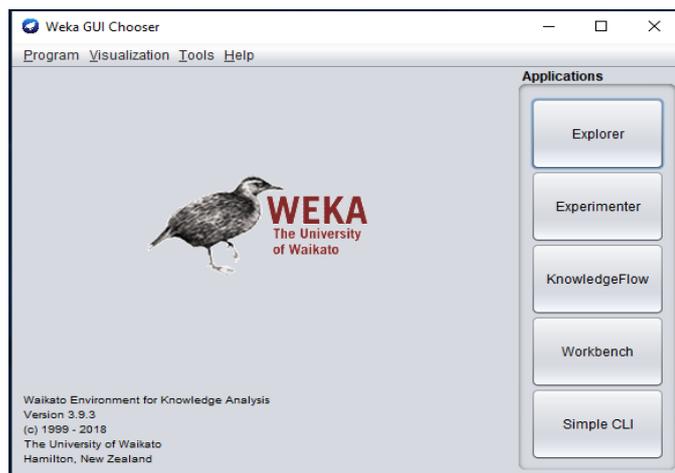
$$Confidence (A \cup B) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{Jumlah\ Transaksi\ mengandung\ A} \times 100\% \quad (3)$$

2.5. Interpretasi Data

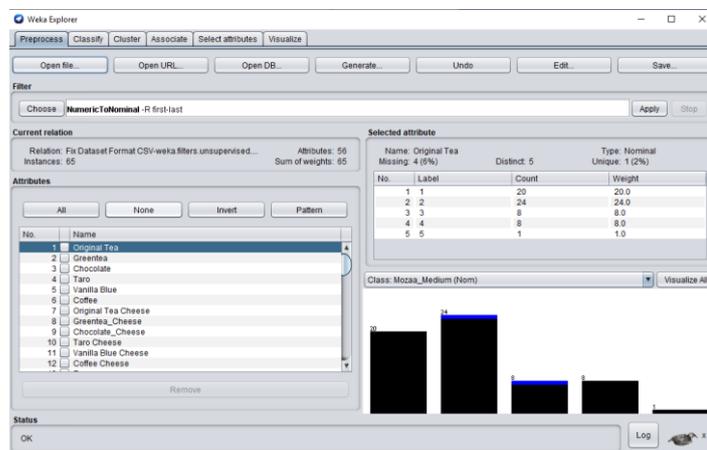
Pola kombinasi antar *item* yang telah teridentifikasi dalam proses mining dengan menggunakan *tools* Weka, kemudian diterjemahkan atau diinterpretasikan kedalam bentuk yang lebih sederhana. Ini bertujuan agar pola yang dihasilkan lebih mudah dimengerti dan dipahami untuk dapat membantu dalam merencanakan strategi bisnis pada kedai bang Yhoga's.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

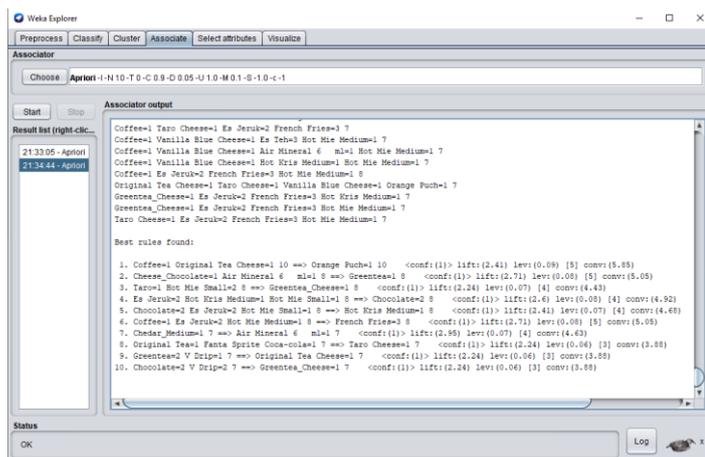
Dataset transaksi yang digunakan untuk melakukan perhitungan diolah menggunakan *tools* atau aplikasi Weka, *datasets* dimasukan ke dalam *tools* Weka dengan cara meng-klik menu *open file* yang terdapat pada aplikasi Weka (Gambar 3), hasil data yang telah diinput dapat dilihat pada Gambar 4. *Output* Weka dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 3. Antar Muka Aplikasi Weka



Gambar 4. Dataset Transaksi 1 April Hingga 14 Juni 2019



Gambar 5. Hasil Pengolahan Data

3.1 Hasil Analisis Best Rules Found Dengan Jumlah Datasets Sebanyak 65 Menggunakan Weka

1. Jika pelanggan membeli 1 Coffe dan 1 Original Tea Cheese dalam 10 transaksi, maka kemungkinan konsumen akan membeli 1 Orange Puch dalam 10 transaksi yang mempunyai nilai *confidence* sebesar 1 yang artinya bahwa tingkat kepastian konsumen membeli membeli coffe dan Original Tea Cheese bersamaan dengan Orange Puch bernilai 1. Maka pola pembelian konsumen yang membeli membeli coffe dan Original Tea Cheese bersamaan dengan Orange Puch memiliki frekuensi yang tinggi yaitu mempunyai nilai *confidence* 1 dari seluruh transaksi yang artinya bahwa pembelian membeli coffe dan Original Tea Cheese bersamaan dengan Orange Puch adalah kombinasi minuman yang sering dibeli pertama pada periode bulan April sampai 14 Juni 2019.

Coffee=1 Original Tea Cheese=1 10 ==> Orange Puch=1 10 <conf:(1)>

2. Jika membeli 1 Cheese_Chocolate dan 1 air mineral 600ml dalam 8 transaksi maka kemungkinan konsumen juga akan membeli 1 Green Tea yang mempunyai nilai *confidence* sebesar 1 yang artinya bahwa tingkat kepastian konsumen membeli membeli Cheese_Chocolate dan Air Mineral bersamaan dengan Green Tea bernilai 1. Maka pola pembelian konsumen yang membeli membeli Cheese_Chocolate dan Air Mineral bersamaan dengan Green Tea memiliki frekuensi yang tinggi yaitu mempunyai nilai *confidence* 1 dari seluruh transaksi, yang artinya bahwa pembeli membeli Chocolate_Cheese dan Hot Kris Small bersamaan dengan Air Mineral adalah kombinasi minuman yang sering dibeli kedua pada periode bulan April sampai 14 Juni 2019.

Cheese_Chocolate=1 Air Mineral 600 ml=1 8 ==> Greentea=1 8 <conf:(1)>

3. Jika membeli 1 Taro dan 1 Hot Mie Small dalam 8 transaksi maka kemungkinan konsumen juga akan membeli 1 Green Tea Cheese, yang mempunyai nilai *confidence* sebesar 1. Maka pola pembelian konsumen yang membeli membeli Taro dan Hot Mie Small bersamaan dengan Green Tea Cheese memiliki frekuensi yang tinggi dengan nilai *confidence* 1, artinya bahwa pembeli membeli Taro dan 1 Hot Mie Small bersamaan dengan Green Tea Cheese adalah kombinasi menu yang sering dibeli ketiga pada periode bulan April sampai 14 Juni 2019.

Taro=1 Hot Mie Small=2 8 ==> Greentea_Cheese=1 8 <conf:(1)>

4. Jika membeli Es Jeruk 2 dan Hot Kris Medium 1 serta Hot Kris Small 1 dalam 8 transaksi maka kemungkinan konsumen juga akan membeli 1 Chocolate, yang mempunyai nilai *confidence* sebesar 1. Maka pola pembelian konsumen yang membeli membeli Es Jeruk 2 dan Hot Kris Medium 1 serta Hot Kris Small

bersamaan Chocolate memiliki frekuensi yang tinggi dengan nilai *confidence* 1, artinya bahwa pembeli membeli Es Jeruk 2 dan Hot Kris Medium 1 serta Hot Kris Small bersamaan dengan Chocolate adalah kombinasi menu yang sering dibeli keempat pada periode bulan April sampai 14 Juni 2019.

Es Jeruk=2 Hot Kris Medium=1 Hot Mie Small=1 8 ==> Chocolate=2 8
<conf:(1)>

5. Jika membeli Chocolate 2 dan Es Jeruk 2 serta Hot Mie Small 1 dalam 8 transaksi maka kemungkinan konsumen juga akan membeli 1 Hot Kris Medium, yang mempunyai nilai *confidence* sebesar 1. Maka pola pembelian konsumen yang membeli membeli Chocolate 2 dan Es Jeruk 2 serta Hot Mie Small bersamaan Hot Kris Medium memiliki frekuensi yang tinggi dengan nilai *confidence* 1, artinya bahwa pembeli membeli Chocolate 2 dan Es Jeruk 2 serta Hot Mie Small bersamaan Hot Kris Medium adalah kombinasi menu yang sering dibeli kelima pada periode bulan April sampai 14 Juni 2019.

Chocolate=2 Es Jeruk=2 Hot Mie Small=1 8 ==> Hot Kris Medium=1 8
<conf:(1)>

6. Jika membeli Coffee 1 dan Es Jeruk 2 serta Hot Mie Medium 1 dalam 8 transaksi maka kemungkinan konsumen juga akan membeli French Fries 3, yang mempunyai nilai *confidence* sebesar 1. Maka pola pembelian konsumen yang membeli Coffee 1 dan Es Jeruk 2 serta Hot Mie Medium 1 bersamaan French Fries memiliki frekuensi yang tinggi dengan nilai *confidence* 1, artinya bahwa pembeli membeli Coffee 1 dan Es Jeruk 2 serta Hot Mie Medium 1 bersamaan French Fries adalah kombinasi menu yang sering dibeli keenam pada periode bulan April sampai 14 Juni 2019.

Coffee=1 Es Jeruk=2 Hot Mie Medium=1 8 ==> French Fries=3 8
<conf:(1)>

7. Jika membeli cheddar medium 1 dalam 7 transaksi, maka kemungkinan konsumen juga akan membeli 1 air mineral 600 ml dengan nilai *confidence* sebesar 1. Maka pola pembelian konsumen yang membeli cheddar medium dan air mineral memiliki frekuensi yang tinggi dengan nilai *confidence* 1, artinya bahwa pembeli membeli cheddar medium 1 bersamaan dengan air mineral 600 ml adalah kombinasi menu yang sering dibeli ketujuh pada periode bulan April sampai 14 Juni 2019.

Cheddar_medium=1 7 ==> air mineral 6 ml=1 7 <conf:(1)>

8. Jika membeli Original Tea 1 dan Fanata Sprite Cocacola 1 dalam 7 transaksi maka kemungkinan konsumen juga akan membeli Taro Cheese, yang mempunyai nilai *confidence* sebesar 1. Maka pola pembelian konsumen yang membeli Original Tea 1 dan Fanata Sprite Cocacola 1 bersamaan Taro Cheese memiliki frekuensi yang tinggi dengan nilai *confidence* 1, artinya bahwa pembeli membeli Original Tea dan Fanata Sprite Cocacola bersamaan Taro Cheese adalah kombinasi menu yang sering dibeli kedelapan pada periode bulan April sampai 14 Juni 2019.

Original Tea=1 Fanta Sprite Coca-cola=1 7 ==> Taro Cheese=1 7
<conf:(1)>

9. Jika membeli Greentea dan V drip dalam 7 transaksi maka kemungkinan konsumen juga akan membeli Original Tea Cheese 1, yang mempunyai nilai *confidence* sebesar 1. Maka pola pembelian konsumen yang membeli Greentea dan V drip bersamaan Original Tea Cheese memiliki frekuensi yang tinggi dengan nilai *confidence* 1, artinya bahwa pembeli membeli Greentea dan V drip bersamaan Original Tea Cheese, adalah kombinasi menu yang sering dibeli kesembilan pada periode bulan April sampai 14 Juni 2019.

Greentea=2 V Drip=1 7 ==> Original Tea Cheese=1 7 <conf:(1)>

10. Jika membeli Chocolate 2 dan V Drip 2 dalam 7 transaksi maka kemungkinan konsumen juga akan membeli Greentea Cheese, yang mempunyai nilai *confidence* sebesar 1. Maka pola pembelian konsumen yang membeli Chocolate 2 dan V Drip 2 bersamaan Greentea Cheese memiliki frekuensi yang tinggi dengan nilai *confidence*

1, artinya bahwa pembeli membeli Chocolate 2 dan V Drip 2 bersamaan Greentea Cheese adalah kombinasi menu yang sering dibeli kesepuluh pada periode bulan April sampai 14 Juni 2019.

Chocolate=2 V Drip=2 7 ==> Greentea_Cheese=1 7 <conf:(1)>

Berdasarkan *best rule found* yang dihasilkan, diperoleh 30 rekomendasi *display item* pada menu Kedai Bang Yhoga's sebagai berikut: 1) Air Mineral 600ml, 2) Americano, 3) Cappucino, 4) Chocolate, 5) Chocolate Cheese, 6) Coffee, 7) Espresso, 8) De Espresso, 9) Es Jeruk, 10) Es Teh, 11) Fanta Sprite Cocacola, 12) French Fries, 13) Greentea, 14) Greentea_Cheese, 15) Hot Mie Small, 16) Hot Mie Medium, 17) Hot Kris Small, 18) Hot Kris Medium, 19) Hot Mozza Crispy, 20) Hot Tang Small, 21) Original Tea, 22) Original Tea Cheese, 23) Orange Puch, 24) Susu Jahe, 25) Taro, 26) Taro Cheese, 27) Tubruk, 28) Vanilla Blue, 29) Vanilla Blue Cheese, 30) V Drip.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang diperoleh, rekomendasi daftar menu (*item*) yang dapat digunakan sebagai acuan bagi pemilik kedai yaitu sebagai berikut: 1) Air Mineral 600ml, 2) Americano, 3) Cappucino, 4) Chocolate, 5) Chocolate Cheese, 6) Coffee, 7) Espresso, 8) De Espresso, 9) Es Jeruk, 10) Es Teh, 11) Fanta Sprite Cocacola, 12) French Fries, 13) Greentea, 14) Greentea_Cheese, 15) Hot Mie Small, 16) Hot Mie Medium, 17) Hot Kris Small, 18) Hot Kris Medium, 19) Hot Mozza Crispy, 20) Hot Tang Small, 21) Original Tea, 22) Original Tea Cheese, 23) Orange Puch, 24) Susu Jahe, 25) Taro, 26) Taro Cheese, 27) Tubruk, 28) Vanilla Blue, 29) Vanilla Blue Cheese, 30) V Drip.

4.2. Saran

Saran yang dapat diberikan penulis untuk peneliti selanjutnya adalah data yang digunakan dalam peneliti selanjutnya, diharapkan menggunakan data yang berbeda, bukan hanya data transaksi penjualan yang digunakan tetapi data lain yang dapat menghasilkan suatu pola atau kombinasi data, untuk dapat mendapatkan informasi dari sekumpulan data tersebut.

5. DAFTAR RUJUKAN

- [1] Anonim, "Restoran dan Rumah Makan di Daerah Istimewa Yogyakarta," *Bappeda Prov. D.I. Yogyakarta*, 2020. http://bappeda.jogjaprov.go.id/dataku/data_dasar/cetak/218-restoran-dan-rumah-makan.
- [2] H. Agrawal, R. Joshi, and M. Gupta, "Isolation, purification and characterization of antioxidative peptide of pearl millet (*Pennisetum glaucum*) protein hydrolysate," *Food Chem.*, vol. 204, pp. 365–372, 2016, doi: 10.1016/j.foodchem.2016.02.127.
- [3] A. Choubey, R. Patel, and J. L. Rana, "A Survey of Efficient Algorithms and New Approach for Fast Discovery of Frequent Itemset for Association Rule Mining (DFIARM)," *Int. J. Soft Comput. Eng.*, vol. 1, no. 2, pp. 62–67, 2011.
- [4] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data mining: Concepts and techniques*, Third. Morgan Kaufmann, 2012.
- [5] W. Aprianti, P. Negeri, T. Laut, J. Permadi, P. Negeri, and T. Laut, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Transaksi Penjualan Obat pada Apotek Azka," in *Seminar Nasional Matematika dan Aplikasinya*, 2017, no. Oktober, pp. 436–442.
- [6] A. Feelders, H. Daniels, and M. Holsheimer, "Methodological and practical aspects of data mining," vol. 37, pp. 271–281, 2000.
- [7] M. Faid, M. Jasri, and T. Rahmawati, "Perbandingan Kinerja Tool Data Mining

- Weka dan Rapidminer Dalam Algoritma Klasifikasi,” *Teknika*, vol. 8, no. 1, pp. 11–16, 2019, doi: 10.34148/teknika.v8i1.95.
- [8] R. Yanto and R. Khoiriah, “Implementasi Data Mining dengan Metode Algoritma Apriori dalam Menentukan Pola Pembelian Obat,” *Citec J.*, vol. 2, no. 2, pp. 102–113, 2015.
- [9] S. Panjaitan *et al.*, “Implementation of Apriori Algorithm for Analysis of Consumer Purchase Patterns,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012057.
- [10] Murnawan, A. Sinaga, and U. Nughraha, “Implementation of Apriori Algorithm for determining purchase patterns in one transaction,” *Int. J. Eng. Technol.*, vol. 7, no. 4, pp. 204–207, 2018, doi: 10.14419/ijet.v7i4.33.23560.
- [11] V. Srinivasa Kumar, R. Renganathan, C. VijayaBanu, and I. Ramya, “Consumer buying pattern analysis using apriori association rule,” *Int. J. Pure Appl. Math.*, vol. 119, no. Special Issue 7C, pp. 2341–2349, 2018.
- [12] M. JianKang, “Application of Apriori Algorithm to Customers Analysis,” *Inf. Technol. J.*, vol. 12, no. 21, pp. 6497–6501, 2013.
- [13] G. Suchacka and G. Chodak, “Using association rules to assess purchase probability in online stores,” *Inf. Syst. E-bus. Manag.*, vol. 15, no. 3, pp. 751–780, 2017, doi: 10.1007/s10257-016-0329-4.
- [14] N. Riyadi, M. F. Mulki, and R. Susanto, “Analysis of Customers Purchase Patterns of E-Commerce Transactions Using Apriori Algorithm and Sales Forecasting Analysis With Weighted Moving Average (WMA) Methods,” *Sci. Res. J.*, vol. VII, no. VII, pp. 45–58, 2019, doi: 10.31364/scirj/v7.i7.2019.p0719670.
- [15] A. H. Mujianto, C. Mashuri, A. Andriani, and F. D. Jayanti, “Consumer Customs Analysis Using the Association Rule and Apriori Algorithm for Determining Sales Strategies in Retail Central,” *E3S Web Conf.*, vol. 125, no. 201 9, pp. 0–4, 2019, doi: 10.1051/e3sconf/201912523003.
- [16] M. Bramer, *Principles of Data Mining*. London: Springer Science+Business Media, 2007.

Halaman ini sengaja dikosongkan