

Rekomendasi Paket Menu Angkringan Waru Tanjung Bias Dengan Algoritma *Frequent Pattern Growth* Berbasis Web (Angkringan Waru Tanjung Bias Menu Package Recommendation With Web Based Frequent Pattern Growth Algorithm)

Lalu Aldila Maulana Fajar^[1], Ria Rismayati^{[2]*}

^{[1],[2]}Ilmu Komputer, Universitas Bumigora Mataram

E-mail : lalualdi99@gmail.com, riris@universitasbumigora.ac.id

KEYWORDS:

Data Mining, Fp-Growth Algorithm, Association, Rule, Transaction Data

ABSTRACT

Culinary business using carts selling various kinds of heavy food, light and drinks, is favored by many people to just fill their stomachs, gather with friends and even family. Culinary businesses or culinary destinations like this are known as Angkringan which are increasingly mushrooming in the millennial generation. Angkringan Waru, located in Tanjung Bias, is a gathering destination for all people to enjoy a relaxed atmosphere on the beach. Angkringan Waru provides 85 types of menus for its customers, the many menus often confuse customers in choosing snacks while enjoying the beachside atmosphere. Starting from these problems, data mining techniques are used with the Frequent Pattern Growth (Fp-Growth) algorithm to recommend items in producing a menu package consisting of 1 snack item and 1 drink item. The dataset used is transaction data from Angkringan Waru as many as 870 transactions, the resulting output is a menu package recommendation rule and implemented in a web for Angkringan Waru. The Fp-Growth Data Mining Application by providing a minimum support value of 20% and Confident 50% with a lift ratio > 1 produces 57 rules or menu package recommendations that will be offered to Angkringan Waru customers. The results of the application in the form of 57 menu package recommendations are then used as recommendations for Angkringan Waru customers, where these menus are the favorite menus of customers at Angkringan Waru.

KATA KUNCI:

Data Mining, Algoritma Fp-Growth, Asosiasi, Rule, Data Transaksi

ABSTRAK

Usaha kuliner dengan menggunakan gerobak yang menjajakan berbagai macam makanan berat, ringan dan minuman, digemari banyak orang untuk sekedar mengisi perut, berkumpul dengan kawan bahkan keluarga. Usaha kuliner atau destinasi kuliner seperti ini dikenal dengan sebutan Angkringan yang semakin menjamur di generasi milenial. Angkringan Waru yang terdapat di Tanjung Bias sebagai salah satu destinasi berkumpulnya semua kalangan untuk menikmati suasana relax di pinggir pantai. Angkringan Waru menyediakan 85 jenis menu untuk pelanggannya, banyaknya menu tidak jarang membingungkan para pelanggannya dalam memilih kudapan sembari menikmati suasana pinggir pantai. Berawal dari permasalahan tersebut digunakan teknik data mining dengan algoritma Frequent Pattern Growth (Fp-Growth) untuk merekomendasikan item dalam menghasilkan paket menu yang terdiri dari 1 item Cemilan dan 1 item minuman. Dataset yang digunakan adalah data transaksi dari Angkringan Waru sebanyak 870 transaksi, output yang dihasilkan berupa rule rekomendasi paket menu dan diimplementasikan dalam sebuah web bagi Angkringan Waru. Aplikasi Data Mining Metode Fp-Growth dengan memberikan nilai minimum support 20% dan Confident 50 % dengan lift ratio > 1 menghasilkan 57 rule atau rekomendasi paket menu yang akan ditawarkan kepada pelanggan Angkringan Waru. Hasil dari aplikasi berupa 57 rekomendasi paket menu tersebut kemudian dijadikan rekomendasi untuk para pelanggan Angkringan Waru, dimana menu-menu tersebut merupakan menu favorit para pelanggan di Angkringan Waru.

I. PENDAHULUAN

Usaha kuliner yang menjajakan makanan dan minuman dengan harga minim dijajakan

menggunakan grobak di kota-kota besar seperti di Jakarta maupun Yogyakarta biasa dikenal sebagai

angkriangan, sekarang sudah menjamur hingga ke daerah-daerah, salah satunya di Mataram.

Angkriangan Waru yang berlokasi di Jl. Tanjung Bias I Desa Montong Kec. Batulayar Lombok Barat. Lokasinya yang berada tepat di pinggir pantai memberikan nilai tambah destinasi kuliner ini, para pengunjung yang datang tidak hanya berasal dari lingkungan Desa Montong saja, tetapi berasal dari luar lingkungan bahkan luar daerah kota Mataram. menu-menu yang disajikan untuk menemani pengunjung menikmati nuansa pinggir pantai juga bervariasi, dimulai dari makanan berat, Cemilan dan minuman. Banyaknya varian item dari menu terkadang membingungkan para pengunjung didalam menentukan pilihan. Tidak jarang pengunjung meminta rekomendasi dari pihak angkriangan untuk membantu dalam menentukan item menu yang enak dan banyak dipesan (*favorit*).

Berawal dari kondisi tersebut diangkatlah penelitian yang bertujuan untuk membuat paket menu terlaris dan tervoritif dari item menu yang ada di Angkriangan Waru. Paket yang akan dibentuk dibuat berdasarkan hasil transaksi penjualan dengan memanfaatkan metode data mining dan algoritma Frequent Pattern Growth (Fp-Growth).

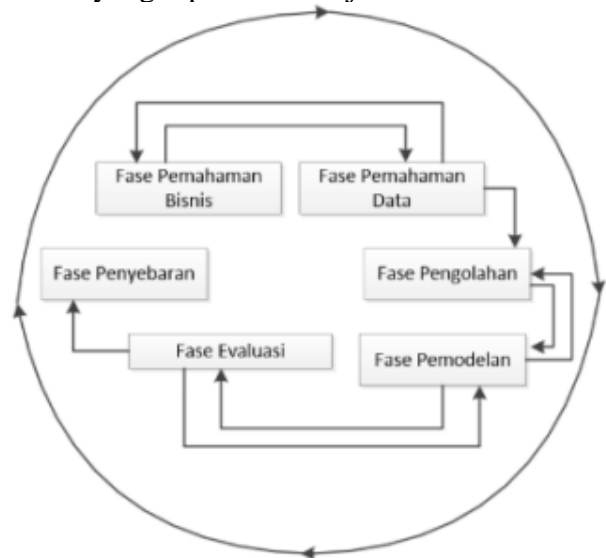
Data mining menurut (Kantardzic, 2003) dalam [1] digunakan untuk menemukan hubungan antara data atau bagaimana suatu kelompok data mempengaruhi keberadaan data lainnya, sehingga diperoleh pola-pola tertentu di dalam kumpulan data besar. Algoritma Fp-Growth diterapkan dalam penelitian ini untuk menentukan frekuensi kemunculan item menu yang paling sering muncul didalam transaksi Angkriangan Waru. Fp-Growth menurut [2] dalam [3] menggunakan alternative frekuensi itemsets berdasarkan angka yang sering muncul pada setiap transaksi dalam sebuah kumpulan data, dengan konsep pembentukan pohon biner terlebih dahulu sehingga Fp-Growth proses kerjanya lebih cepat dibandingkan algoritma apriori. Sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Miraldi dkk [4] yang melakukan penelitian di Perpustakaan UKDW terhadap data transaksi peminjaman buku sebanyak 264 data, menggunakan Algoritma FP-Growth dan memperoleh keakuratan rekomendasi buku sebesar 60,78%. Beberapa penelitian serupa juga dilakukan oleh Abdullah [5] terkait rekomendasi paket produk, dimana paket terdiri dari 2 buah pasang item yang saling berkaitan dan dapat dijual

bersamaan berdasarkan nilai minimum confidence yang berada di level 60% dari data transaksi yang digunakan. Penelitian yang dilakukan Ardianto dkk [6] terhadap data transaksi sebanyak 538 data pada penjualan ATK dilakukan beberapa kali ujicoa hingga dapat diasumsikan bahwa rekomendasi terbaik berada pada kondisi semakin tinggi nilai minimum support dan nilai minimum confidence akan menghasilkan rule yang sedikit, pada penelitian ini diperoleh aturan asosiasi yang terbaik dengan nilai support 5% dan confidence 93% dengan nilai lift 10.

Sementara itu, penelitian ini dilakukan bertujuan untuk memberikan rekomendasi paket menu bagi Angkriangan Waru berupa paket menu yang terdiri dari 2 item yaitu 1 item cemilan dan 1 item minuman sekaligus membantu penjual dalam meningkatkan penjualan dan memudahkan para pelanggan didalam memilih paket menu.

II. METODOLOGI

Penelitian ini menerapkan metode CRISP-DM menurut [7] adalah standar pemrosesan Data Mining yang sudah dikembangkan, dimana data-data yang digunakan akan melewati beberapa fase hingga dapat diperoleh pengetahuan tambahan dari data produksi dan nilai produksi sampai dengan informasi yang diperoleh menjadi lebih efisien.



Gbr.1 Tahapan Data Mining Menurut CRISP-DM

Adapun fasenya adalah sebagai berikut :

1. Fase Pemahaman Bisnis

Pemahaman bisnis dimulai dari pemanfaatan data transaksi yang dimiliki oleh Angkriangan Waru, selama kurun waktu 6 bulan dengan total transaksi

sebanyak 870. Meminimalisir penyajian menu menjadi paket menu yang terdiri dari item minuman dan item Cemilan saja, dimana sebelumnya terdapat total 85 jenis menu untuk makanan, minuman dan Cemilan.

2. Fase Pemahaman Data

Data yang diperoleh dari Angkringan Waru berbentuk nota kontan sebagai data arsip, yang kemudian ditransformasikan dalam sebuah database sederhana. Data dalam database sebelumnya difilter karena hanya item minuman dan Cemilan saja yang di inputkan dalam database. Atribut dalam database tersebut terdiri dari (tanggal, nama item, jumlah item, harga dan total harga), berikut adalah tampilan database transaksi :

TABEL I
TABEL DETAIL TRANSAKSI

Tanggal	Nama Item	Jumlah item	Harga	Total
11/11/20	Nyoklat vanila	1	Rp. 15.000	Rp. 15.000
	Kopi Good Day	1	Rp. 10.000	Rp. 10.000
	Air Mineral		Rp. 5000	Rp. 5000
	Jeruk Hangat	1	Rp. 13.000	Rp. 13.000
	Nasi Goreng Jamaq	3	Rp. 13.000	Rp. 13.000
	Sosis Bakar	2	Rp. 13.000	Rp. 13.000
	Roti Bakar	2	Rp. 13.000	Rp. 13.000
	Indomie Kuah	1	Rp. 17.000	Rp. 17.000
Jumlah Total				Rp. 138.000

Tabel diatas adalah salah satu contoh dari nota kontan pada Angkringan Waru, dalam satu transaksi tersebut terdiri dari beberapa jenis item termasuk item makanan yang tidak digunakan dalam penelitian ini. Sehingga perlu dilakukan proses *filter* untuk menghilangkan data yang tidak digunakan dalam penelitian ini. Sehingga diperoleh tabel berikut :

TABEL II
TABEL ITEM DATA TRANSAKSI

11/11/2020	
Transaksi	Item
T0802	Nyoklat Vanila
	Kopi Good Day
	Air Mineral
	Jeruk Hangat
	Sosis Bakar
	Roti Bakar

3. Fase Pengolahan Data

Pada fase ini dilakukan konfersi data menjadi bentuk binominal, dimana binominal terdiri dari nilai “1” dan “0”. Dari hasil konfersi bilangan binominal tersebut, bahwa nilai 1 untuk kondisi

YA/BENAR dan 0 untuk kondisi NO/TIDAK, atau nilai 1 untuk item menu yang dipilih dan 0 untuk item menu yang tidak dipilih.

TABEL III
TABEL DATA TRANSFORMATION

Tgl	Trk	...	Mi035	...	Mi041	...	Ce008
		...	Nyoklat Vanila	...	Air Mineral	...	Roti Bakar
11/11/20	T0802	0	1	0	1	0	1
...

4. Fase Pemodelan

Teknik data mining yang digunakan dalam fase pemodelan ini adalah algoritma Fp-Growth. Fp-Growth dipilih karena menurut [8] Fp-Growth menentukan *frequent itemset* dengan cara struktur FP Tree dan *Association Rule* didalam menentukan nilai *support* dan *confidence* terhadap data transaksi untuk melihat keterkaitan antara suatu barang dengan barang lainnya yang sering dibeli oleh konsumen secara bersamaan.

Association Rule menurut [4] bertujuan untuk mencari pola yang sering muncul pada banyak transaksi, dimana setiap transaksinya terdiri dari beberapa item.

Umumnya aturan asosiasi dalam data mining menurut [9] dalam [10] terdiri dari dua langkah proses yaitu : 1. Mencari item-set yang sering muncul untuk menentukan minimum support, 2. Menghasilkan aturan asosiasi yang kuat dari item-set tersebut, sehingga memenuhi untuk minimum support dan minimum confidence

$$\text{Support} = \frac{P(A \cap B)}{\text{Total Transaksi}} \dots \dots \dots (1)$$

$$= \frac{\text{jmlh transaksi mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi}}$$

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

$$= \frac{P(A \cap B)}{P(A)}$$

$$= \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{Transaksi A}}$$

- *Support* adalah parameter yang digunakan dalam menentukan pola dalam data mining untuk menemukan statistik dari pola-pola yang signifikan
- *Confidence* adalah suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar dua item secara conditional (berdasarkan suatu kondisi tertentu).

Keterkaitan antar item dapat dinilai dari nilai *lift ratio*, dimana menurut [9] dalam [11] apabila nilai *lift ratio* < 1 maka kemunculan item A berkorelasi negative dengan kemunculan B, dan sebaliknya jika *lift ratio* > 1 maka kemunculan A berkorelasi positif dengan kemunculan B, contoh korelasi positif adalah apabila item A dibeli maka item B juga akan dibeli. Jika *lift ratio* = 1 maka kemunculan item A dan B *independent* dan tidak ada korelasi diantara kedua item tersebut.

5. Fase Evaluasi

Interpretasi dari hasil data mining ditunjukkan dalam proses pemodelan yang terdapat pada fase sebelumnya, dan fase evaluasi dilakukan bertujuan untuk menyesuaikan model agar sesuai dengan sasaran yang ingin dicapai pada fase awal. Berikut adalah 10 transaksi data sampel yang akan digunakan :

TABEL IV
TABEL SAMPEL TRANSAKSI

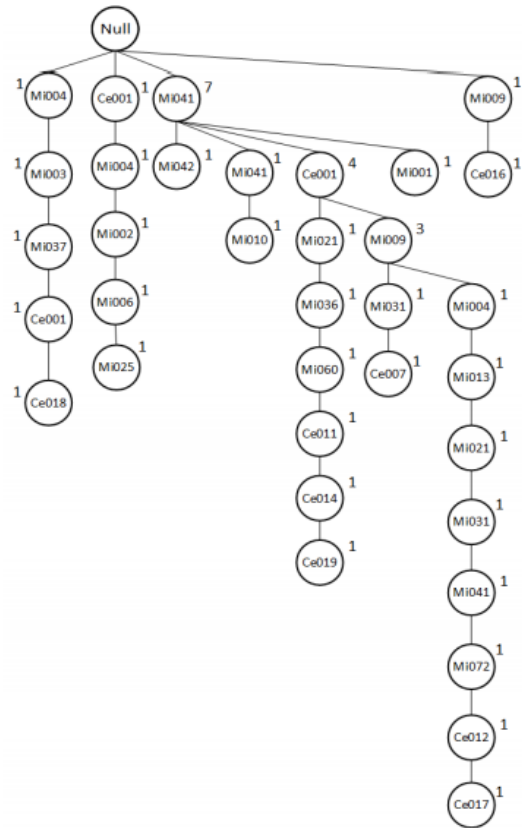
TID	Item
1	{Mi003,Mi004,Mi037,Ce001,Ce018}
2	{Mi002,Mi004,Mi006,Mi025,Ce001}
3	{Mi042,Mi041}
4	{Mi010,Mi013,Ce013,Mi041}
5	{Mi021,Mi036,Mi060,Ce001,Ce011,Ce014,Ce014,Mi041}
6	{Mi001,Mi041}
7	{Mi009,Mi031,Ce001,Ce007,Mi041}
8	{Mi009,Ce016}
9	{Mi004,Mi009,Mi013,Mi021,Mi031,Mi041,Mi043,Mi043,Mi072,Ce001,Ce012,Ce017}
10	{Mi009,Ce001,Mi041}

TABEL V
FREKUENSI ITEM

Item	Frekuensi
Mi041	7
Ce001	6
Mi009	4
...	...
Ce017	1

TABEL VI
ITEMSET PRIORITY

TI D	Item
1	{Mi004,Mi003,Mi037,Ce001,Ce018}
2	{Ce001,Mi004,Mi002,Mi006,Mi025}
3	{Mi041,Mi042}
4	{Mi041,Mi013,Ce013,Mi010}
5	{Mi041,Ce001,Mi021,Mi036,Mi060,Ce011,Ce014,Ce019}
6	{Mi041,Mi001}
7	{Mi009,Ce001,Mi009,Mi031,Ce007}
8	{Mi009,Ce016}
9	{Mi041,Ce001,Mi009,Mi004,Mi013,Mi021,Mi031,Mi043,Mi072,Ce012,Ce017}
10	{Mi041,Ce001,Mi009}



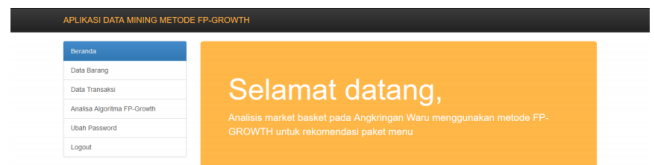
Gbr. 2 Fp-Tree 10 data sampel

6. Fase Penyebaran

Meliputi fase penyusunan laporan yang berisikan materi pembahasan pengetahuan diperoleh dari evaluasi yang dilakukan melalui proses data mining berupa informasi rekomendasi item menu yang akan dijadikan paket menu makanan pada Angkringan Waru

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian berupa aplikasi rekomendasi untuk paket menu menggunakan algoritma Fp-Growth berbasis website. Berikut tampilan awal Aplikasi Data Mining Metode FP-Growth.



Gbr. 3 Halaman tampilan awal

Pada aplikasi data mining ini, data set yang akan diproses menggunakan algoritma FP-Growth disimpan didalam database dalam bentuk MS.Excel

dan dapat diinputkan secara manual melalui sistem. Data set yang akan diproses sebelumnya ditentukan terlebih dahulu nilai *minimum support*, *minimum confidence* dan batasan jumlah transaksi dengan maksimal jumlah transaksi yang sudah diinputkan.

3.1 Hasil Perhitungan Aplikasi

Beberapa perhitungan yang dilakukan dalam penelitian menggunakan Aplikasi Data Mining Metode Fp-Growth, menerapkan nilai *support* sebesar 20% dengan nilai *confidence* sebesar 50% dan jumlah transaksi yang digunakan adalah 870 data. Berikut hasil dari proses aplikasi data mining :

NO	RULE	SUPPORT	CONFIDENCE	LIFT RATIO	KET
1	Jika konsumen membeli Jus Alpukat, maka membeli Kentang Goreng	0.093	0.57	1.161	Korelasi positif / kuat
2	Jika konsumen membeli Sosis Bakar, maka membeli Kentang Goreng	0.09	0.591	1.204	Korelasi positif / kuat
3	Jika konsumen membeli Es Jeruk, maka membeli Kentang Goreng	0.074	0.552	1.125	Korelasi positif / kuat
4	Jika konsumen membeli Jus Jeruk, maka membeli Kentang Goreng	0.072	0.573	1.167	Korelasi positif / kuat
5	Jika konsumen membeli Kuepi Lombok, maka membeli Kentang Goreng	0.06	0.564	1.19	Korelasi positif / kuat
6	Jika konsumen membeli Pisang Crispy Ali Varian, maka membeli Kentang Goreng	0.06	0.5	1.019	Korelasi positif / kuat

Gbr. 4 Tampilan hasil proses Algoritma FP-Grwoth Rules 1- 6

NO	RULE	SUPPORT	CONFIDENCE	LIFT RATIO	KET
51	Jika konsumen membeli Caffe Late With Hazelnut, maka membeli Pisang Crispy Ali Varian	0.003	0.5	4.193	Korelasi positif / kuat
52	Jika konsumen membeli Almon Summer Pusch, maka membeli Tahu Gejot	0.002	0.5	10.61	Korelasi positif / kuat
53	Jika konsumen membeli Almon Summer Pusch, maka membeli Standberry Gembira	0.002	0.5	31.071	Korelasi positif / kuat
54	Jika konsumen membeli Almon Summer Pusch, maka membeli Banana Roll	0.002	0.5	11.154	Korelasi positif / kuat
55	Jika konsumen membeli Jus Tomat, maka membeli Kentang Goreng	0.002	0.5	1.019	Korelasi positif / kuat
56	Jika konsumen membeli Jus Tomat, maka membeli Jus Alpukat	0.002	0.5	3.963	Korelasi positif / kuat
57	Jika konsumen membeli The Covid-19, maka membeli Sosis Bakar	0.002	0.5	3.295	Korelasi positif / kuat

Gbr. 5 Tampilan hasil proses Algoritma FP-Growth Rules 51-57

Pada gambar 4 dan 5 ditampilkan hasil proses atau *rules* dari algoritma FP-Growth, dimana pada hasil tersebut sudah terbentuk paket menu yang terdiri dari 1 item cemilan dan 1 item minuman. Pada proses tersebut menghasilkan 57 rules, didalam aplikasi yang dibangun dan mampu membatasi jumlah rules sehingga memudahkan pemilik Angkringan Waru sebagai rekomendasi paket menu. Pengaturan untuk membatasi jumlah rules dapat ditentukan pada menu “Tampilan” yang

terdapat di bagian atas sebelah kiri dari tabel rules, pada bagian tersebut dapat diinputkan jumlah rules yang diinginkan, dapat dilihat pada tampilan berikut :

NO	RULE	SUPPORT	CONFIDENCE	LIFT RATIO	KET
1	Jika konsumen membeli Jus Alpukat, maka membeli Kentang Goreng	0.093	0.57	1.161	Korelasi positif / kuat
2	Jika konsumen membeli Sosis Bakar, maka membeli Kentang Goreng	0.09	0.591	1.204	Korelasi positif / kuat
3	Jika konsumen membeli Es Jeruk, maka membeli Kentang Goreng	0.074	0.552	1.125	Korelasi positif / kuat
4	Jika konsumen membeli Jus Jeruk, maka membeli Kentang Goreng	0.072	0.573	1.167	Korelasi positif / kuat
5	Jika konsumen membeli Kuepi Lombok, maka membeli Kentang Goreng	0.06	0.564	1.19	Korelasi positif / kuat
6	Jika konsumen membeli	0.06	0.5	1.019	Korelasi positif / kuat

Gbr. 6 Tampilan hasil proses Algoritma FP-Growth Rules 1-6

Hasil proses yang diberikan oleh aplikasi menampilkan rules yang sama, dimana dari gambar 4 dan gambar 6 menampilkan rules dengan nilai terbaik dari rules lainnya. Berikut penjabaran dari rules 1 hingga 5 yang dihasilkan :

Rules 1 : Jika pelanggan membeli jus alpukat maka pelanggan juga membeli kentang goreng, ditunjukkan dengan tingkat kemunculan per item 9,3 % kombinasi ke dua item 57% dan korelasi keduanya sangat kuat karena bernilai > 1

Rules 2 : Jika pelanggan membeli sosis bakar maka pelanggan juga membeli kentang goreng, ditunjukkan dengan tingkat kemunculan per item 9%, kombinasi kemunculan ke dua item 59,1%

Rules 3 : Jika pelanggan membeli Es Jeruk maka pelanggan juga membeli Kentang Goreng, ditunjukkan dengan tingkat kemunculan per item sebesar 9 %, kombinasi kemunculan ke dua item 55,2 % dan korelasi keduanya sangat kuat karna bernilai >1.

Rules 4 : Jika Pelanggan membeli jus jeruk maka pelanggan juga membeli Kentang goreng, ditunjukkan dengan tingkat kemunculan per item sebesar 7,2 %, kombinasi keduanya 57,3 % dan

korelasi keduanya sangat kuat karena bernilai > 1

Rules 5 : Jika pelanggan membeli kupa Lombok maka pelanggan juga membeli kentang goreng, ditunjukkan dengan tingkat kemucnulan per item sebesar 6%, kombinasi keduanya sebesar 58,4 % dan korelasi keduanya sangat kuat karena bernilai >1

Beberapa rules yang dihasilkan menampilkan 2 item rekomendasi paket menu untuk Angkringan Waru. Aplikasi ini juga dilengkapi dengan 2 menu tambahan pada form Asosiasi Rule, yaitu menu “Tampilkan” dan “Pencarian”. Menu “Tampilkan” merupakan menu yang dimana dapat digunakan hanya oleh owner dari Angkringan Waru untuk membatasi jumlah rule yang akan muncul dari proses, sedangkan menu “Pencarian” berfungsi untuk mencari informasi terkait item yang akan muncul secara bersamaan.

TABEL VII
HASIL PERBANDINGAN RULE

No	Min. Support	Min. Confidence	Rata-rata Lift Ratio	Rule yang dihasilkan	Rule Valid
1	20 %	60%	1, ...	16	2
2	30 %	70%	1, ...	3	3
3	30 %	60%	1, ...	16	5
4	20%	50%	1, ...	57	8

Dari tabel 7, nilai min support dan min confidence dipilihlah nilai yang memberikan rekomendasi lebih banyak, sehingga diperoleh nilai korelasi tiap itemset yang terjadi digunakan sebagai rekomendasi pemilihan pola untuk membuat paket menu di Angkringan Waru.

IV. KESIMPULAN

Penelitian yang telah dilakukan menghasilkan kesimpulan sebagai berikut :

1. Hasil dari aplikasi yang dibangun berupa pola itemset yang disertai dengan nilai support, confidence dan lift ratio
2. Hasil dari aplikasi yang dibangun diperuntukkan untuk memperoleh informasi rekomendasi dalam pembuatan paket menu di Angkringan Waru

3. Aplikasi yang dibangun dapat memberikan informasi keterkaitan antara item menu minuman dan makanan berdasarkan data transaksi.
4. Penetapan penilaian nilai minimum Support sebesar 20 % dan Confidence 50% menghasilkan 57 rule menu dengan lift ratio > 1 .

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terimakasih diberikan kepada para pihak yang telah membantu dalam berkontribusi dalam kesempatan dan data sehingga penelitian ini dapat berjalan dengan baik. Pihak Angkringan Waru yang telah memberikan kesempatan untuk dapat berbagi permasalahan dan data dalam rangka perkembangan ilmu pengetahuan khususnya teknologi informasi.

REFERENSI

- [1] N. Nurani and H. Gani, “Analisis Keterkaitan Data Transaksi Penjualan Buku Menggunakan Algoritma Apriori Dan Algoritma Centroid Linkage Hierarchical Method (Clhm),” *Ilk. J. Ilm.*, vol. 9, no. 1, pp. 62–69, 2017.
- [2] D. P. Larasati, M. Nasrun, and U. A. Ahmad, “Analisis Dan Implementasi Algoritma Fp-Growth Pada Aplikasi Smart Untuk Menentukan Market Basket Analysis Pada Usaha Retail (Studi Kasus : Pt . X) Analysis and Implementation of Fp-Growth Algorithm in Smart Application To Determine Market Basket Analysi,” *Sist. Komput.*, vol. 2, no. 1, pp. 749–755, 2015.
- [3] E. Elisa and N. Azwanti, “Algoritma FP-Growth untuk Menganalisa Frekuensi Pembelian Gas Elpiji 3 Kg,” *INTENSIF J. Ilm. Penelit. dan Penerapan Teknol. Sist. Inf.*, vol. 3, no. 1, p. 69, 2019.
- [4] B. Miraldi, Rama N. Rachmat, Antonius. Susanto, “Implementasi Algoritma Fp-Growth untuk Sistem Rekomendasi Buku di Perpustakaan UKDW,” *Inform. Vol.10, no 1*, vol. 10, no. 1, 2014.
- [5] A. Abdullah, “Rekomendasi Paket Produk Guna Meningkatkan Penjualan Dengan Metode FP-Growth,” *Khazanah Inform. J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 1, p. 21, 2018.
- [6] A. Ardianto and D. Fitriah, “Penerapan Algoritma FP-Growth Rekomendasi Trend Penjualan ATK Pada CV. Fajar Sukses Abadi,” *J. Telekomun. dan Komput.*, vol. 9, no. 1, p. 49, 2019.
- [7] I. Purnama, R. Saputra, and A. Wibowo, “IMPLEMENTASI DATA MINING MENGGUNAKAN CRISP-DM PADA SISTEM INFORMASI EKSEKUTIF DINAS KELAUTAN DAN PERIKANAN PROVINSI JAWA TENGAH,” no. 1, 2013.
- [8] F. Fitriyani, “Implementasi Algoritma Fp-Growth Menggunakan Association Rule Pada Market Basket

- Analysis,” *J. Inform.*, vol. 2, no. 1, 2016.
- [9] S. Agarwal, *Data mining: Data mining concepts and techniques*. 2014.
- [10] A. Junaidi, “Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Untuk Menentukan Persediaan Barang,” *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 8, no. 1, pp. 61–67, 2019.
- [11] B. C. Dewi, *Penerapan Algoritma Fp-Growth untuk Analisis Pola Asosiasi Daya Serap Hasil Ujian Nasional Mata Pelajaran Bahasa Indonesia SMA di Yogyakarta*. 2016.