IMPLEMENTASI ALGORITMA FP-GROWTH DALAM MENGANALISA POLA PESANAN BERBASIS WEBSITE PADA DAPUR D3

Danang Widiyanto^{1*}, Mohammad Syafrullah², Wahyu Pramusinto³, Painem⁴

^{1,2,3,4} Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Budi Luhur, Jakarta, Indonesia

Email: ^{1*}danangwidiyanto07@gmail.com, ²mohammad.syafrullah@budiluhur.ac.id, ³wahyu.pramusinto@budiluhur.ac.id,
⁴painem@budiluhur.ac.id
(* : corresponding author)

Abstrak- Keuntungan adalah salah satu tujuan dari setiap pemilik usaha, keuntungan yang sangat besar dapat diperoleh dari setiap penjualan yang sesuai bahkan melebihi tujuan yang telah ditetapkan. UMKM Dapur D3 merupakan tempat usaha yang baru berdiri sejak tahun 2019 dan bergerak di bidang industri makanan dengan fokus pada produk utamanya yaitu masakan rumahan. Tempat usaha ini sering kali membuat paket menu makanan namun belum terlaksanakan dengan baik dilihat dari transaksi penjualan yang belum meningkat. Untuk menaikkan keuntungan tempat usaha serta untuk mengambil langkah yang tepat dalam menentukan strategi penjualan. Pemilik usaha membutuhkan cukup banyak sumber informasi untuk analisis lebih lanjut. Data mining merupakan bidang dari beberapa bidang keilmuan yang menyatukan teknik dari pembelajaran mesin, pengenalan pola, statistik, database, dan visualisasi untuk penanganan permasalahan pengambilan informasi dari database. Untuk memenuhi kebutuhan tersebut, dengan menggunakan data mining algoritma Frequent Pattern Growth (Fp-Growth) bisa mendapatkan pola pesanan yang paling sering dipesan. Banyak tidaknya suatu pesanan dapat terlihat pada ketiga tolak ukur yaitu : support, confidence dan lift. Support (nilai penunjang) adalah persentase kombinasi item tersebut dalam basis data, confidence (nilai kepastian) adalah kuatnya hubungan antar-item, sedangkan lift adalah nilai korelasi antara support dan confidence. Dari hasil penelitian ini didapatkan satu aturan asosiasi terbesar adalah ayam goreng, tongkol balado dan tempe. Dengan nilai support 6.61%, confidence 81.48% dan lift ratio 3.35.

Kata Kunci: Penggalan Data, Algoritma FP-Growth, Aturan Asosiasi.

IMPLEMENTATION OF THE FP-GROWTH ALGORITHM IN ANALYZING WEBSITE-BASED ORDER PATTERNS IN KITCHEN D3

Abstract- Profit is one of the goals of every business owner, huge profits can be obtained from every sale that matches even exceeds the goals that have been set. UMKM Kitchen D3 is a place of business that has just been established since 2019 and is engaged in the food industry with a focus on its main product, namely home cooking. This business often makes food menu packages, but it has not been implemented properly, seen from sales transactions that have not increased. To increase the profit of the place of business and take the right steps in determining the sales strategy. Business owners need quite a lot of sources of information for further analysis. Data mining is a field of several scientific fields that devises techniques from machine learning, pattern recognition, statistics, databases, and visualization for handling the problem of retrieving information from databases. To meet these needs, using the Frequent Pattern Growth (Fp-Growth) algorithm data mining can get the most frequently ordered order patterns. The number of orders can be seen from the three benchmarks, namely: support, confidence and lift. Support (support value) is the proportion of the item combination in the database, confidence (certainty value) is the strength of the relationship between items, while lift is the correlation value between support and confidence. From the results of this study, it was found that the biggest association rules were fried chicken, cob balado and tempeh. With a support value of 6.61%, confidence of 81.48% and a lift ratio of 3.35.

Keywords: Data Mining, Algoritma FP-Growth, Association Rules.

1. PENDAHULUAN

Pada saat ini dunia bisnis semakin berkembang pesat, terutama dalam dunia perdagangan. Sehingga para pengembang dan pelaku bisnis harus mencari solusi dan memikirkan strategi dan terobosan yang dapat menjamin keberlangsungan bisnis perusahaan [1]. UMKM Dapur D3 merupakan tempat usaha yang baru berdiri sejak tahun 2019 dan bergerak di bidang industri makanan dengan fokus pada produk utamanya yaitu masakan rumahan. Tempat usaha ini harus memenuhi kebutuhan konsumen dan wajib memenuhinya agar dapat mengambil langkah yang tepat dalam menentukan strategi penjualan. Salah satu hal yang penting dalam pengelolaan pelanggan adalah bagaimana suatu perusahaan dapat mempertahankan pelanggan yang dimilikinya [2]. Dengan memanfaatkan data transaksi penjualan yang sudah tersedia di tempat usaha tersebut, pihak perusahaan dapat mengetahui perilaku

konsumen mengenai apa saja produk sering dibeli secara bersamaan. Maka dibutuhkan suatu sistem yang dapat memberi solusi pada masalah tersebut [3], [4].

Salah satu cara yang dapat diterapkan untuk menggali informasi adalah dengan menerapkan penggunaan Data mining [5]. Data mining merupakan suatu proses menemukan pengetahuan penting dari kumpulan besar data yang telah disimpan dalam database. Pengetahuan tersebut tidak dapat ditemukan hanya dengan cara sederhana. Data mining menggunakan teknik (metode) tertentu untuk menemukan pengetahuan diantaranya klasifikasi, clustering dan analisa keterkaitan [6]. Dengan menggunakan data mining, penggunaan data ini dapat dioptimalkan dengan mencari informasi yang tersembunyi dan jarang diketahui. Informasi ini dapat digunakan untuk meningkatkan keunggulan dalam persaingan bisnis. Salah satu teknik yang berkaitan dengan transaksi pembelian produk pada data mining yaitu dengan menggunakan association rule [7].

Analisis asosiasi dikenal juga sebagai salah satu teknik Data mining yang menjadi dasar dari berbagai teknik Data mining lainnya. Khususnya salah satu tahap dari analisis asosiasi yang disebut analisis pola frekuensi tinggi (frequent pattern mining) menarik perhatian banyak peneliti untuk menghasilkan algoritma yang efisien. Penting tidaknya suatu aturan asosiatif dapat diketahui dengan dua parameter, support (nilai penunjang) yaitu persentase kombinasi item tersebut dalam database dan confidence [8].

Dalam penelitian ini, algoritma yang digunakan adalah Frequent Pattern Growth (FP-Growth). FP-Growth adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan data yang sering muncul (frequent itemset) dalam sebuah kumpulan data [9]. dengan membangkitkan struktur data Tree atau disebut dengan Frequent Pattern Tree (FP-Tree) [10].

Pada penelitian berjudul “Implementasi Association Rule Mining Untuk Menentukan Pola Kombinasi Makanan Dengan Algoritma Apriori” [11]. Diketahui bahwa data mining metode Algoritma Apriori dapat menemukan pola kombinasi makanan menggunakan aturan asosiasi dengan melakukan perhitungan nilai Support dan Confidence pada menu makanan. Dengan hasil Confidence yang tertinggi pola kombinasi makanan yaitu; kombinasi makanan French Fries dan Nasi Goreng Andaliman dan Tenderloin Steak dengan nilai Confidence 100%, dan kombinasi makanan French fries dan nasi goreng andaliman dan kombinasi makanan spaggeti bolognese dengan nilai Confidence 100%.

Pada penelitian berjudul “Sistem Rekomendasi Penjualan Menu Makanan di UMKM Kuliner Menggunakan Association Rule” [12]. Penelitian berhasil mendapatkan aturan asosiasi untuk menentukan menu makanan dengan menghasilkan 12 rules dengan batas ambang support 5% dan batas ambang confidence 80%. Berdasarkan pada aturan yang terbentuk tersebut dapat dilihat pola perilaku pelanggan kuliner UMKM yaitu untuk produk kuliner dengan menu apapun maka minuman aqua dan es teh manis sebagai pilihan.

Pada penelitian berjudul “Implementasi Association Rules Dalam Menentukan Posisi Gerobak (Studi Kasus: Foodcourt Universitas Muhammadiyah Sukabumi)” [13]. Dalam Menentukan posisi gerobak foodcourt menggunakan aturan asosiasi didapatkan 2 rule dengan nilai confident tertinggi sebesar 0.97 atau 97% berupa. Jika pelanggan tidak membeli menu di Gerobak 8, maka tidak membeli juga menu di Gerobak 13. Jika pelanggan tidak membeli menu di Gerobak 8, maka tidak membeli juga menu di Gerobak 10.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, untuk mewujudkan keinginan pemilik UMKM Dapur D3. Dibuat sebuah sistem yang dapat mencermati data transaksi sebelumnya untuk dianalisa kembali agar menghasilkan bagaimana pola belanja masyarakat terjadi.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Data Penelitian

Dalam penelitian ini data yang digunakan adalah dataset yang didapatkan dari tempat usaha berupa buku transaksi dalam jangka waktu dari tanggal 1 Oktober 2022 sampai dengan 28 Oktober 2022 mendapatkan data sebanyak 333 transaksi berisikan nomor transaksi, tanggal transaksi, nama makanan, harga dan total pendapatan. Dengan melakukan proses data cleansing menggunakan Microsoft Excel. Dataset ini mengambil atribut seperti id transaksi, nama item, serta tanggal transaksi.

2.2 Preprocessing

Dalam preprocessing Data harus diproses terlebih dahulu sebelum digunakan. Ini termasuk membersihkan data yang tidak konsisten atau noisy, menghilangkan data yang berlebihan atau tidak relevan, dan mengurangi jumlah detail data yang tidak terpakai. Tahapan preprocessing dapat terlihat pada Gambar 1.

Gambar 1. Tahap *Preprocessing*

- a. *Cleaning*
Cleaning atau pembersihan data adalah proses membuang data tidak konsisten dan *noise* atau data kurang relevan, seperti menjadikan satu jenis menu dengan makanan yang berbeda.
- b. *Selection*
Selection atau pemilihan data. Seringkali tidak semua data dalam database digunakan, sehingga hanya yang cocok untuk analisis atau cocok dengan data uji yang akan diambil dari database.
- c. *Integration*
Integration berguna untuk menyatukan beberapa *database* atau data menjadi satu sehingga memperoleh sumber data yang besar.
- d. Transformasi
Pada tahap terakhir data diubah kedalam format yang sesuai untuk diproses kedalam data *mining*.

2.3 Metode Algoritma FP-Growth

Association Rule Mining digunakan untuk mengumpulkan data dengan menggunakan algoritma *FP-Growth*. Algoritma ini menentukan kumpulan data mana yang paling sering muncul dalam sekelompok data. seperti, menentukan kumpulan item yang sering muncul. *Association Rule Mining* dilakukan pada tahap ini dengan memanfaatkan program yang ditulis dalam bahasa pemrograman *PHP*. Pada tahap ini, *Association Rule Mining* mencari *frequent itemset* dengan mencari nilai *support*, *confidence* dan *lift*.

Hubungan kuat antar suatu *Association Rule* dapat dibedakan dengan dua tolak ukur, *support* sebagai kombinasi item dalam *database* dan *confidence*.

- a. *Support*
Support adalah nilai penunjang dari kombinasi item tersebut, dimana jika mempunyai item A dan item B maka *support* adalah nilai penunjang dari transaksi dalam data yang mengandung A dan B. Rumus untuk menghitung nilai *support* satu item adalah sebagai berikut :

$$Support(A) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung } A}{\sum \text{Transaksi}} * 100\% \quad (1)$$

Untuk nilai *support* dua item ada sedikit perbedaan, dengan menambah gabungan transaksi A dan B. Rumus dapat dihitung sebagai berikut :

$$Support(A, B) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung } A \& B}{\sum \text{Transaksi}} * 100\% \quad (2)$$

b. *Confidence*

Confidence adalah keakuratan aturan asosiasi dan peringkat kepercayaan aturan untuk menentukan seberapa akurat data yang diuji. *confidence* dihitung menggunakan rumus: $A + B$, di mana A dan B adalah dua titik data dalam satu himpunan. Dengan menghitung *confidence*, kita dapat menentukan kekuatan hubungan antar aturan. Rumus untuk menghitung nilai *confidence* adalah sebagai berikut :

$$Confidence(A, B) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung } A \& B}{\sum \text{Transaksi mengandung } A} \quad (3)$$

 c. *Lift*

Korelasi dalam suatu aturan diukur tidak hanya dengan nilai *support* dan *confidence*, namun juga dengan keterkaitan antara dua set item. Ada banyak ukuran korelasi untuk dipilih, *lift* menjadi salah satunya. *Lift* adalah salah satu ukuran korelasi sederhana. Nilai *lift* antara A dan B dapat diukur dengan perhitungan berikut:

$$Lift(A, B) = \frac{P(A \cup B)}{P(A) \cdot P(B)} \quad (4)$$

2.4 Tahap Pengujian

Pengujian dilakukan menggunakan aplikasi yang dibuat dalam penelitian dengan data transaksi tempat usaha. Tingkat keberhasilan pengujian ditentukan dengan tiga tolak ukur yaitu *lift*, *support* dan *confidence*. Penentu keberhasilan nilai *lift* adalah lebih besar sama dengan satu, *support* adalah lebih besar dari minimal *support* dan *confidence* lebih besar sama dengan minimal *confidence* yang telah ditentukan sebelumnya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data yang akan dipakai merupakan data asli dari tempat penelitian, data ini berupa list dari daftar transaksi Dapur D3 mulai dari 01/10/2022 sampai dengan 28/10/2022. Jumlah data yang digunakan pada saat uji coba berjumlah 333 transaksi. Untuk memasukan daftar transaksi menggunakan file berformat *excel (.csv)* untuk di unggah kedalam sistem.

3.2 Tahap Preprocessing

Setelah melakukan tahap pengumpulan data dari tempat usaha dilanjut melakukan pembersihan dan pemilihan atribut data detail transaksi yang diberikan oleh Dapur D3 yang memiliki 4 atribut data yang digunakan, yaitu nama item dan tanggal transaksi. Adapun id transaksi yang dirubah menjadi sesuai dengan kebutuhan pengujian, Untuk proses pembersihan ini dilakukan dengan menggunakan aplikasi Microsoft Excel. Setelah data didapatkan dilanjutkan dengan melakukan pembersihan data, integrasi data serta transformasi data. Terlihat contoh data *preprocessing* pada Tabel 1.

Tabel 1. *Preprocessing*

No	Id_Transaksi	Item	Tanggal
1	T0001	Tahu	2022/10/01
2	T0001	Ayam Goreng	2022/10/01
3	T0002	Daging Cabe Ijo	2022/10/01
4	T0002	Perkedel	2022/10/01
5	T0002	Tumis Buncis	2022/10/01
6	T0003	Ayam Goreng	2022/10/01
7	T0003	Perkedel	2022/10/01
8	T0004	Ayam Goreng	2022/10/01
9	T0004	Bihun	2022/10/01
10	T0004	Sayur Asem	2022/10/01

3.3 Algoritma FP-Growth

Setelah melakukan *preprocessing*, selanjutnya melakukan proses algoritma *FP-Growth*. Sebelum terjadinya proses data *mining*. Pengguna diminta untuk memasukkan parameter berupa minimal *support* dan *confidence* sebagai tolak ukur keterkaitan antar data, setelah itu barulah proses dapat dijalankan. Dapat dilihat pada Gambar 2 terdapat alur *Flowchart* dari algoritma *FP-Growth*.

Gambar 2. Flowchart Proses Data Mining.

3.4 Pembentukan FP-Tree

Gambar 3 menunjukkan hasil terbaik dari metode ini ketika lebih banyak titik data dipetakan ke satu jalur. Seperti yang ditunjukkan gambar, jalur yang tumpang tindih membuat struktur *FP-Tree* lebih efektif. Data yang digunakan untuk membuat pohon ini memetakan setiap jalur ke item tertentu. Akibatnya, setiap jalur yang tumpang tindih menyimpan kemungkinan item yang sama.

Gambar 3. Pembentukan *FP-Tree*.

3.5 Conditional Pattern Base

Jumlah *support* dari *Conditional pattern base* dari elemen-elemen di dalam *base* dijumlahkan, setiap data dengan total jumlah *support* melebihi parameter minimal *support* dianggap lulus atau *true* oleh *conditional pattern base*. Seluruh nilai *conditional pattern base* diperoleh dari metode sebelumnya yaitu *FP-Tree*. Yang dapat terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2. *Conditional pattern base*

No.	Item	Conditional Patern Base
1	ikan kembung	{ayam goreng,tempe,sayur asem,bihun:1}, {ayam goreng:1}, {tempe,tahu:3}, {tempe,sayur asem:2}, {tempe,sayur lodeh:3}, {tahu,sayur asem:1}, {tahu,tumis toge:1}, {sayur asem:1}, {terong balado:1}, {tumis capcay:1}
2	empal	{ayam goreng:1}, {tahu,sayur asem:3}, {tahu,tongkol balado:1}, {tahu,sayur lodeh:1}, {sayur asem,ayam rica-rica:1}, {teri balado,tumis toge:3}, {teri balado,sayur asem:1}, {teri balado,perkedel:1}, {telur dadar,terong balado:1}, {telur dadar:2}, {tumis toge,sayur sop:1}, {terong balado,ayam opor:1}, {telur balado:1}
3	udang balado	{tempe,sayur asem:3}, {teri balado,tumis toge:2}, {urapan:1}, {urapan,tumis pepaya:2}, {cumi cabe ijo,urapan:2}, {tumis pepaya:2}, {telur balado,tumis capcay:2}, {tumis labu:3}, {tumis capcay,terong balado:1}, {ayam opor:1}
4	ayam opor	{tempe,terong balado:2}, {tahu,tumis capcay:3}, {tahu,terong balado:1}, {bihun,telur balado:1}, {bihun:3}, {bihun,terong balado:1}, {teri balado,tumis labu:1}, {teri balado:1}, {cumi cabe ijo,perkedel:1}, {cumi cabe ijo:1}, {tumis toge,perkedel:2}, {terong balado:1}, {tumis capcay,tumis labu:1}
5	tumis pepaya	{ayam goreng,tumis labu:2}, {ayam goreng,sayur lodeh:1}, {tempe,terong balado:3}, {tempe,tumis toge:2}, {tahu,cumi cabe ijo:1}, {tahu,telur dadar:1}, {urapan:2}, {urapan,ayam rica-rica:1}, {ayam rica-rica:1}, {telur dadar,tumis labu:3}, {tumis labu:2}

3.6 Hasil Aturan Asosiasi

Tahap terakhir adalah aturan asosiasi. Ditahap inilah hasil dari seluruh proses *FP-Growth* dijabarkan dengan bahasa yang lebih mudah dimengerti pengguna. Terdapat beberapa hasil yang didapatkan dengan minimal *support* 1% sampai 6% dengan minimal *confidence* 75%. Pada Tabel 3 dapat dilihat terdapat 13 hasil *association rule* yang didapat pada minimal *support* 1% dan minimal *confidence* 75%.

Tabel 3. Aturan Asosiasi *support* 1% dan *confidence* 75%

No	Rule	Support	Confidence	Lift Ratio
1	Jika cumi cabe ijo, sayur lodeh maka bihun	4/333 = 1.2%	4/5 = 80%	6.2
2	Jika bihun, sayur lodeh maka cumi cabe ijo	4/333 = 1.2%	4/4 = 100%	7.4
3	Jika cumi cabe ijo, tumis capcay maka teri balado	17/333 = 5.11%	17/17 = 100%	6.66
4	Jika teri balado, cumi cabe ijo maka tumis capcay	17/333 = 5.11%	17/17 = 100%	9.51
5	Jika teri balado, tumis capcay maka cumi cabe ijo	17/333 = 5.11%	17/17 = 100%	7.4
6	Jika tongkol balado, telur dadar maka telur balado	9/333 = 2.7%	14/17 = 82.35%	6.81
7	Jika telur balado, telur dadar maka tongkol balado	9/333 = 2.7%	9/9 = 100%	6.05
8	Jika sayur asem, tongkol balado maka telur balado	4/333 = 1.2%	4/4 = 100%	8.33

No	Rule	Support	Confidence	Lift Ratio
9	Jika tumis toge, bihun maka tempe	4/333 = 1.2%	4/4 = 100%	4.11
10	Jika ayam goreng, tumis toge maka tempe	14/333 = 4.2%	14/17 = 82.35%	3.39
11	Jika sayur asem, cumi cabe ijo maka tahu	4/333 = 1.2%	4/5 = 80%	4.59
12	Jika ayam goreng, tongkol balado maka tempe	22/333 = 6.61%	22/27 = 81.48%	3.35
13	Jika tempe, tongkol balado maka ayam goreng	22/333 = 6.61%	22/27 = 81.48%	3.75

Pada Tabel 4 dapat dilihat terdapat 8 *record* aturan asosiasi yang diperoleh pada minimal *support* 2% dan minimal *confidence* 75%.

Tabel 4. Aturan Asosiasi *support* 2% dan *confidence* 75%

No	Rule	Support	Confidence	Lift Ratio
1	Jika cumi cabe ijo, tumis capcay maka teri balado	17/333 = 5.11%	17/17 = 100%	6.66
2	Jika teri balado, cumi cabe ijo maka tumis capcay	17/333 = 5.11%	17/17 = 100%	9.51
3	Jika teri balado, tumis capcay maka cumi cabe ijo	17/333 = 5.11%	17/17 = 100%	7.4
4	Jika tongkol balado, telur dadar maka telur balado	9/333 = 2.7%	14/17 = 82.35%	6.81
5	Jika telur balado, telur dadar maka tongkol balado	9/333 = 2.7%	9/9 = 100%	6.05
6	Jika ayam goreng, tumis toge maka tempe	14/333 = 4.2%	14/17 = 82.35%	3.39
7	Jika ayam goreng, tongkol balado maka tempe	22/333 = 6.61%	22/27 = 81.48%	3.35
8	Jika tempe, tongkol balado maka ayam goreng	22/333 = 6.61%	22/27 = 81.48%	3.75

Dikarenakan dengan minimal *support* 3% serta 4% dengan minimal *confidence* 75% memiliki hasil rule yang sama. Maka pada Tabel 5 merupakan hasil kedua percobaan tersebut dan menghasilkan 6 aturan asosiasi.

Tabel 5. Aturan Asosiasi *support* 3% - 4% dan *confidence* 75%

No	Rule	Support	Confidence	Lift Ratio
1	Jika teri balado, cumi cabe ijo maka tumis capcay	17/333 = 5.11%	17/17 = 100%	9.51
2	Jika teri balado, tumis capcay maka cumi cabe ijo	17/333 = 5.11%	17/17 = 100%	7.4
3	Jika cumi cabe ijo, tumis capcay maka teri balado	17/333 = 5.11%	17/17 = 100%	6.66
4	Jika ayam goreng, tumis toge maka tempe	14/333 = 4.2%	14/17 = 82.35%	3.39
5	Jika ayam goreng, tongkol balado maka tempe	22/333 = 6.61%	22/27 = 81.48%	3.35
6	Jika tempe, tongkol balado maka ayam goreng	22/333 = 6.61%	22/27 = 81.48%	3.75

Pada tabel 6 dapat dilihat terdapat 5 *record* aturan asosiasi yang diperoleh pada minimal *support* 5% dan minimal *confidence* 75%.

Tabel 6. Aturan Asosiasi *support* 5% dan *confidence* 75%

No	Rule	Support	Confidence	Lift Ratio
1	Jika teri balado, cumi cabe ijo maka tumis capcay	17/333 = 5.11%	17/17 = 100%	9.51
2	Jika teri balado, tumis capcay maka cumi cabe ijo	17/333 = 5.11%	17/17 = 100%	7.4
3	Jika cumi cabe ijo, tumis capcay maka teri balado	17/333 = 5.11%	17/17 = 100%	6.66
4	Jika ayam goreng, tongkol balado maka tempe	22/333 = 6.61%	22/27 = 81.48%	3.35
5	Jika tempe, tongkol balado maka ayam goreng	22/333 = 6.61%	22/27 = 81.48%	3.75

Pada Tabel 7 dapat dilihat terdapat 2 hasil aturan asosiasi yang didapat pada minimal *support* 6% dan minimal *confidence* 75%. Ini merupakan percobaan terakhir karena lebih dari 6% tidak menghasilkan aturan asosiasi.

Tabel 7. Aturan Asosiasi *support* 6% dan *confidence* 75%

No	Rule	Support	Confidence	Lift Ratio
1	Jika ayam goreng, tongkol balado maka tempe	22/333 = 6.61%	22/27 = 81.48%	3.35
2	Jika tempe, tongkol balado maka ayam goreng	22/333 = 6.61%	22/27 = 81.48%	3.75

3.7 Tampilan Layar Aplikasi

3.7.1 Tampilan Layar Halaman *Login*

Untuk dapat *login* kedalam halaman beranda, pengguna dapat memilih menu *login*, kemudian pengguna akan masuk ke halaman *login*. Saat didalam halaman *login*, pengguna disuguhkan dua kolom yaitu *username* dan *password* yang harus diisi. berikut ini adalah tampilan awal sebelum pengguna memasukan *username* dan *password*. Terlihat pada dibawah Gambar 4.

Gambar 4. Tampilan Layar Halaman Login

3.7.2 Tampilan Layar Halaman Data

Halaman data transaksi, pengguna dapat melakukan beberapa aksi. Jika ingin menambah data secara manual bisa menekan tombol tambah, adapun aksi *import* data jika ingin memasukan data skala besar. Adapula aksi edit jika ingin mengubah suatu data dan terakhir ada hapus data jika ingin menghapus. Secara jelas terlihat di Gambar 5.

Dapur D3 Data FPG Hasil Password Logout

Data

Pencarian... Refresh + Tambah Import

No	Transaksi	Data	Tanggal	Aksi
1	T0001	Tahu	2022-10-01
2	T0001	Ayam Goreng	2022-10-01
3	T0002	Daging Cabe Ijo	2022-10-01
4	T0002	Perkedel	2022-10-01
5	T0002	Tumis Buncis	2022-10-01
6	T0003	Perkedel	2022-10-01
7	T0003	Ayam Goreng	2022-10-01
8	T0004	Ayam Goreng	2022-10-01
9	T0004	Bihun	2022-10-01
10	T0004	Sayur Asem	2022-10-01

Gambar 5. Tampilan Layar Halaman Data

3.7.3 Tampilan Layar Halaman Tambah & Edit

Bila pengguna memilih aksi tambah atau edit akan terbuka halaman tambah maupun edit. Di halaman ini pengguna sama-sama dapat mengisi kolom id transaksi, *item* dan tanggal. Perbedaannya adalah di halaman tambah berguna menambahkan data baru, sedangkan halaman edit berguna untuk mengganti data yang sudah ada. Seperti yang dilihat pada Gambar 6.

Dapur D3 Data FPG Hasil Password Logout

Tambah Data

Id Transaksi *

Item *

Tanggal *

Dapur D3 Data FPG Hasil Password Logout

Ubah Data

Id Transaksi *

Item *

Pisahkan setiap item dengan koma

Tanggal *

Gambar 6. Tampilan Layar Halaman Tambah dan Edit

3.7.4 Tampilan Layar Halaman FPG

Data transaksi makanan yang sudah diunggah selanjutnya diolah pada halaman FPG, di halaman transaksi pengguna diminta mendeklarasikan minimal *support*, *confidence* serta menentukan tanggal awal dan akhir transaksi yang ingin diproses oleh data *mining* FP-Growth. Setelah menekan tombol hitung proses data *mining* akan dimulai. Terlihat pada Gambar 7 ada beberapa kolom yang harus diisi sebelum klik tombol hitung.

Gambar 7. Tampilan Layar Halaman FPG

3.7.5 Tampilan Layar Halaman Hasil

Data transaksi yang telah diproses maka akan masuk ke halaman hasil terlihat pada Gambar 8. namun jika belum melakukan proses data *mining*, pengguna diminta untuk melakukan tahap proses terlebih dahulu.

Konfigurasi				
Jumlah Data	333			
Waktu Eksekusi	0.48992300033569 detik			
Memory Digunakan	1462.5546875 kilo byte			
Min. Support	4 %			
Min. Confidence	75 %			

Hasil Asosiasi				
No	Rule	Support	Confident	Lift Ratio
1	teri balado, cumi cabe ijo => tumis capcay	5.11%	100%	9.51
2	teri balado, tumis capcay => cumi cabe ijo	5.11%	100%	7.4
3	cumi cabe ijo, tumis capcay => teri balado	5.11%	100%	6.66
4	ayam goreng, tumis toge => tempe	4.2%	82.35%	3.39
5	ayam goreng, tongkol balado => tempe	6.61%	81.48%	3.35
6	tempe, tongkol balado => ayam goreng	6.61%	95.65%	3.75

Gambar 8. Tampilan Layar Halaman Hasil

3.8 Hasil Pengujian

Dalam pengujian yang dilakukan dengan menggunakan tolak ukur *lift*, *support* dan *confidence*. Didapatkan 13 aturan asosiasi dengan minimal *support* 1% dan *confidence* 75% serta nilai *lift* lebih besar sama dengan satu. Didapatkan nilai aturan asosiasi menu makanan terbesar adalah ayam goreng, tongkol balado dan tempe. Atas nilai *support* 6.61%, *confidence* 81.48% dan *lift ratio* 3.35.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilaksanakan di UMKM Dapur D3 dengan algoritma *FP-Growth* dan telah dilaksanakannya pengujian dengan aplikasi. Maka dari itu penelitian ini mendapatkan beberapa hasil kesimpulan yang penting. Adapun beberapa kesimpulan tersebut adalah Data *mining* algoritma *FP-Growth* dapat diimplementasikan dengan menggunakan data transaksi menu makanan. Karena dapat menemukan pola aturan asosiasi pada UMKM Dapur. Dengan nilai minimal *support* 1% dan *confidence* 75%, didapat 13 hasil aturan asosiasi. Dengan nilai minimal *support* 2% dan minimal *confidence* 75%, didapat 8 hasil aturan asosiasi. Dengan nilai minimal *support* 3% sampai 4% dan minimal *confidence* 75%, didapat 6 hasil aturan asosiasi.

Dengan nilai minimal *support* 5% dan minimal *confidence* 75%, didapat 5 hasil aturan asosiasi. Dengan nilai minimal *support* 6% dan minimal *confidence* 75%, didapat 2 hasil aturan asosiasi. Implementasi Algoritma *FP-Growth* pada data transaksi selama 1 bulan terhitung dari tanggal 1 Oktober 2022 sampai 28 Oktober 2022 pada UMKM Dapur D3. Dengan nilai minimal *support* 1% sampai 6% dan minimal *confidence* 75% menghasilkan aturan asosiasi terbesar adalah ayam goreng, tongkol balado dan tempe. Atas nilai *support* 6.61%, *confidence* 81.48% dan *lift ratio* 3.35.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. N. Wawan Adi Purwanto, "Pencarian Pola Asosiasi Data Transaksi Penjualan Sparepart Motor Menggunakan Algoritma Fp-Growth," pp. 1–6, 2019.
- [2] Randi Rian Putrai and Cendra Wadisman, "Implementasi Data Mining Pemilihan Pelanggan Potensial Menggunakan Algoritma K-Means," *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2019, doi: 10.1017/CBO9781107415324.004.
- [3] L. Lestari and A. M. Zakiyyah, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menganalisa Pola Pembelian Konsumen Pada Data Transaksi Penjualan Toko Delima Jaya," 2020.
- [4] I. R. Mahartika and A. Wibowo, "Data Mining Klasterisasi dengan Algoritme K-Means untuk Pengelompokkan Provinsi Berdasarkan Konsumsi Bahan Bakar Minyak Nasional," *Pros. Semin. Nas. SISFOTEK (Sistem Inf. dan Teknol.)*, vol. 3, no. 1, pp. 87–91, 2019.
- [5] S. Zuhri Harahap and A. Nastuti, "Teknik Data Mining Untuk Penentuan Paket Hemat Sembako," vol. 7, no. 3, pp. 111–119, 2019.
- [6] M. Subianto, F. AR, and M. Hijriyana P., "Pola peminjaman buku di perpustakaan Universitas Syiah Kuala menggunakan Algoritma Eclat," *Berk. Ilmu Perpust. dan Inf.*, vol. 14, no. 1, p. 35, 2018, doi: 10.22146/bip.32089.
- [7] W. Edi and Nabawi, "Implementasi Data Mining Dengan Metode Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Di Pt Dong Sung Tools," *J. SIGMA*, vol. 10, no. 9–1 (87), pp. 153–167, 2019.
- [8] H. Budianto and J. Riana, "Penerapan Data Mining menggunakan algoritma Fp-Growth Untuk Penentuan Strategi Promosi Fakultas Ilmu Komputer Universitas Kuningan," *J. Cloud Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 22–29, 2020.
- [9] K. N. Wijaya, "Analisa Pola Frekuensi Keranjang Belanja Dengan Dengan Perbandingan Algoritma Fp-Growth (Frequent Pattern Growth) dan Eclat pada minimarket," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 364–373, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.380.
- [10] Y. D. Lestari, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Tree Dan Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Obat," *Snastikom*, no. Snastikom, pp. 60–65, 2015.
- [11] M. Rajagukguk, "Implementasi Association Rule Mining Untuk Menentukan Pola Kombinasi Makanan Dengan Algoritma Apriori," *J. Fasilkom*, vol. 10, no. 3, pp. 248–254, 2020, doi: 10.37859/jf.v10i3.2308.
- [12] A. K. Ningsih and W. Witanti, "Sistem Rekomendasi Penjualan Menu Makanan di UMKM Kuliner Menggunakan Association Rule," *J. ICT Inf. Commun. Technol.*, vol. 19, no. 2, pp. 87–90, 2021, doi: 10.36054/jict-ikmi.v20i2.265.
- [13] I. G. T. ISA and D. Jhoansyah, "Implementasi Association Rules Dalam Menentukan Posisi Gerobak (Studi Kasus: Foodcourt Universitas Muhammadiyah Sukabumi)," *Inform. Mulawarman J. Ilm. Ilmu Komput.*, vol. 13, no. 2, p. 65, 2019, doi: 10.30872/jim.v13i2.1273.