

## Penilaian Preferensi Pelanggan Terhadap Menu *Seafood* Pada Warung *Seafood* 68 Soka 2 Muara Karang

Masngaril<sup>#1</sup>, Adrinoviarini<sup>#2</sup>

#Universitas Nahdlatul Ulama Indonesia

<sup>1</sup> [masarilaril12345@gmail.com](mailto:masarilaril12345@gmail.com)

<sup>2</sup> [ririn@unusia.ac.id](mailto:ririn@unusia.ac.id)

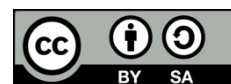
Received on dd-mm-yyyy, revised on dd-mm-yyyy, accepted on dd-mm-yyyy

### Abstract

Preferensi pelanggan ialah sesuatu yang penting dalam pemasaran karena mempengaruhi keputusan pembelian yang dilakukan pelanggan, sehingga hal tersebut berkaitan dengan keberhasilan suatu perusahaan dalam mencapai tujuannya. Preferensi pelanggan digunakan untuk menentukan pembelian jumlah bahan baku untuk mengurangi kerugian dari bahan produk yang sia-sia karena produknya yang kurang laku sedangkan *seafood* adalah makanan laut yang memiliki karakteristik gampang rusak dan cepat basi. Warung *seafood* 68 Soka 2 adalah warung makan *seafood* yang berada di Muara Karang Kota Jakarta Utara. Penelitian dilakukan selama dua bulan yakni bulan Juli dan Agustus 2023. Data dikumpulkan dengan melakukan wawancara kepada pemilik warung serta mengambil dari data transaksi penjualan selama bulan Juli dan Agustus 2023. Metode yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan algoritma *FP Growth*, yaitu algoritma yang dihasilkan dari pengembangan algoritma Apriori dengan menggunakan konsep *FP-Tree*. Penelitian ini dilakukan untuk membantu memberikan rekomendasi kombinasi menu kepada pemilik warung yang membantu proses pembelian bahan dasar untuk meningkatkan keuntungan. Analisis dilakukan empat kali dengan menggunakan nilai minimum *support* 0,05, 0,1, 0,15, 0,2 dan satu nilai minimum *confidence* 0,3. Analisis pertama menghasilkan sepuluh rule kombinasi menu, kedua menghasilkan sepuluh *rule* kombinasi menu, keempat menghasilkan tiga kombinasi menu, dan keempat menghasilkan dua kombinasi menu. Hasil penelitian menunjukkan kombinasi menu terbaik adalah kerang ijo dan cumi dengan nilai *confidence* 0,6 dan menu yang paling sering dibeli pelanggan adalah cumi karena memiliki consequent yang paling sering muncul. Dapat disimpulkan bahwa Cumi merupakan menu yang menjadi preferensi pelanggan dengan pertimbangan tingkat kepuasan dalam membeli produk sehingga dapat dijadikan rekomendasi untuk pemilik warung *Seafood* 68 Soka 2 Muara Karang untuk menjadi pertimbangan pembelian bahan baku.

**Keywords:** Preferensi, *Seafood*, Algoritma *FP-Growth*

*This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.*



---

#### Corresponding Author:

Masngaril  
Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nahdlatul Ulama Indonesia  
Jl. Taman Amir Hamzah No.5, Pegangsaan, Menteng, Jakarta Pusat, DKI Jakarta  
Email: [masarilaril12345@gmail.com](mailto:masarilaril12345@gmail.com)

---

## I. PENDAHULUAN

### A. Latar Belakang

Industri makanan menjadi industri dengan pertumbuhan pesat di pasar global dan dipengaruhi salah satunya oleh perubahan preferensi pelanggan atau konsumen (Erinda, Kumadji, & Sunarti, 2016). Preferensi merupakan kecenderungan konsumen akan sesuatu setelah membandingkan dengan sesuatu yang lainnya (Halim, 2017). Preferensi menggambarkan penilaian konsumen yang mengunggulkan suatu produk berdasarkan perbandingan antar produk sehingga produk tersebut lebih disukai. Preferensi pelanggan dapat diketahui dengan mengukur tingkat kegunaan suatu produk serta nilai relatif pentingnya dari setiap atribut terkait yang ingin dinilai (Saefudin, Deanier, & Rasmikayati, 2020). Preferensi pelanggan

atau konsumen menjadi suatu hal utama pemasaran karena mempengaruhi keputusan konsumen dalam melakukan pembelian, sehingga hal tersebut berkaitan dengan keberhasilan suatu perusahaan untuk mencapai tujuannya (Imani, 2023). Keterangan di atas menunjukkan bahwa preferensi pelanggan perlu dipelajari oleh setiap perusahaan kecil ataupun besar untuk menetapkan strategi agar perusahaan dapat mendapatkan keuntungan. Salah satu industri makanan yang dapat menerapkan preferensi pelanggan adalah rumah makan *seafood*.

*Seafood* atau makanan laut merupakan olahan makanan sumber daya alam hayati yang terdiri dari beberapa taksonomi spesies yaitu : *pisces, moluska, crustacea dan Echinodermata* (Abdullah, Hidayat, & Seulalae, 2021). Makanan laut memiliki karakteristik yang sangat dipengaruhi oleh iklim. Ada empat karakter umum yang dimiliki oleh makanan laut yakni, mudah rusak, suplainya tidak konsisten, variasi dari spesies yang luas dan komponen yang tidak stabil (Sari & Apridamayanti, 2015). Karakteristik ini menuntut untuk melakukan perawatan khusus untuk menjaga mutu atau kesegaran makanan laut. *Seafood* hasil pengolahan dan pengawetan umumnya sangat disukai oleh pelanggan karena produknya memiliki ciri atau menjaga perubahan sifat-sifat daging seperti bau, rasa, bentuk, dan tekstur (Pasarulloh & Suryani, 2017). *Seafood* dapat dijaga kesegarannya dengan menggunakan proses pendinginan dalam pengemasannya (Imani, 2023). Hal ini juga yang dilakukan oleh warung *seafood* 68 soka 2 dalam mengawetkan bahan makanannya.

Warung *seafood* 68 soka 2 merupakan salah satu UMKM yang terletak di Muara Karang Kota Jakarta Utara. Lokasi warung tersebut berjarak 2,5 Km dari pusat pasar perikanan pelabuhan Muara Angke. Jarak tersebut dapat mempengaruhi bahan makanan laut yang mudah rusak karena melewati proses panjang sehingga mengharuskan pihak warung untuk mengatur dan mendata bahan yang dibutuhkan sesuai pembelian konsumen demi meminimalisir bahan yang tidak terpakai. Salah satu cara meminimalisir bahan tersebut adalah dengan melihat menu yang paling banyak dipilih oleh konsumen.

Salah satu cara dalam menentukan pengambilan keputusan untuk mengetahui jumlah bahan baku yang dibutuhkan sesuai menu yang paling sering dibeli oleh konsumen adalah menerapkan data mining dalam pengolahan data penjualan. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth). Algoritma FP-Growth merupakan pengembangan dari algoritma sebelumnya yakni algoritma Apriori. Algoritma ini merupakan alat alternatif dalam menentukan himpunan data yang paling sering muncul di dalam sebuah kumpulan data (Anggun Pastika Sandi & Vina Widya Ningsih, 2022). Algoritma FP-Growth dapat menentukan kombinasi menu yang paling banyak dibeli oleh konsumen sehingga dapat membantu menentukan pembelian persediaan bahan baku sesuai dengan kebutuhan maka dari itu, penelitian ini dilakukan untuk mengetahui preferensi pelanggan di warung *seafood* 68 soka 2 Muara Karang, Jakarta Utara dengan menggunakan data mining metode algoritma FP-Growth untuk meminimalisir penggunaan bahan baku dan memaksimalkan keuntungan.

## B. Tinjauan Pustaka

### 1. Penilaian

Penilaian adalah proses membandingkan suatu objek antara hasil ukurnya dengan standar penilaian tertentu untuk menentukan kualitasnya atau dapat dikatakan juga kesimpulan berdasarkan kumpulan fakta (Magdalena, 2020). Penilaian merupakan proses pengambilan keputusan terhadap sesuatu dengan ukuran baik atau buruk, dan penilaiannya bersifat kualitatif. Menurut pendapat lain, penilaian merupakan suatu proses sistematis dalam mengumpulkan suatu informasi (angka atau deskripsi verbal), suatu analisis, dan suatu interpretasi guna dalam pengambilan keputusan (Febrianti, 2022). Proses sistematis penilaian menjadi acuan bahwa penilaian harus memiliki indikator yang jelas. Tidak semua informasi dapat dimasukkan sebagai bahan penilaian.

### 2. Preferensi

Preferensi merupakan kecondongan pelanggan atau konsumen akan suatu objek setelah membandingkan dengan objek lainnya (Halim, 2017). Preferensi pelanggan dapat didefinisikan juga rasa kesukaan atas sesuatu atau lebih tepatnya pilihan konsumen. Proses pemilihan atau oportunitas yang dilakukan tersebut berarti pilihan yang dibatasi oleh batasan atau kendala tertentu seperti kendala anggaran. Konsep preferensi konsumen berkaitan dengan kemampuan konsumen dalam menyusun prioritas untuk mengambil sebuah keputusan (Taluke, Lakat, Sembel, Mangrove, & Bahwa, 2019). Teori preferensi menyatakan pembelian produk akan mendapatkan fungsi kegunaan dengan cara mengamati keputusan pelanggan dalam menentukan pembelian pada suatu produk dengan berbagai alternatif harga. Selain harga,

rasa juga merupakan faktor pertimbangan konsumen dalam menentukan pilihan pembelian sesuai preferensinya (Atikah, Ariani, & Nastiti, 2020). Preferensi konsumen (Imani, 2023) dapat dipahami dengan melihat perilaku konsumen yakni melalui tiga langkah berikut:

1. Selera Konsumen; Menekankan kepada pembeli dalam memilih suatu produk sehingga dapat mempengaruhi pilihannya.
2. Kendala Anggaran; Harga menjadi faktor penting juga bagi konsumen. Konsumen akan mempertimbangkan anggaran pembelian sesuai anggaran yang dimilikinya.
3. Pilihan Konsumen; Pilihan konsumen ini bergantung pada memaksimalkan kepuasan dari kombinasi berbagai produk sesuai dengan selera dan anggaran yang dimiliki.

Berdasarkan penjelasan di atas, preferensi pelanggan dapat diketahui berdasarkan dua indikator yakni selera konsumen dan harga produk. Adapun pilihan nomor tiga itu merupakan pilihan alternatif dari dua indikator yang telah disebutkan di atas.

#### 4. Data Mining

*Data mining* berasal dari gabungan dua kata yakni *data* dan *mining*. Data ialah kumpulan fakta atau entitas yang tidak memiliki arti sehingga menjadi sesuatu yang terabaikan. Sedangkan *mining* sendiri memiliki arti proses penambangan. Dari dua definisi di atas *data mining* dapat diartikan proses penambangan atau penggalian atas suatu data sehingga menghasilkan suatu pengetahuan (Anggun Pastika Sandi & Vina Widya Ningsih, 2022). Pramudiono menyatakan pendapat bahwa *data mining* dapat didefinisikan sebagai serangkaian proses penggalian nilai tambah dari sejumlah data berupa pengetahuan yang sebelumnya tidak diketahui secara manual (Sianturi, Hasugian, Simangunsong, & Nadeak, 2019).

*Data mining* memiliki beberapa fungsi yakni, deskripsi, klasifikasi, prediksi, estimasi, pengklasteran dan asosiasi. Fungsi deksripsi memiliki tujuan untuk mengidentifikasi pola data yang paling sering muncul dan mengubahnya menjadi aturan tertentu sehingga dapat dimanfaatkan untuk mempermudah suatu aktivitas. Fungsi klasifikasi bertujuan untuk mengelompokkan data berdasarkan hubungan antar variabel kriteria dengan variabel target seperti pengelompokkan data dampak gempa bumi yaitu rusak berat dan rusak ringan. Fungsi prediksi memiliki tujuan untuk memprediksi nilai-nilai yang akan muncul di masa depan. Fungsi estimasi memiliki tujuan untuk mengelompokkan sesuatu dalam bentuk numeric seperti regresi linear. Fungsi pengklasteran memiliki tujuan untuk mengelompokkan data berdasarkan kemiripan datanya. Sedangkan fungsi asosiasi adalah untuk mencari data yang sering muncul atau muncul bersamaan seperti mencari kombinasi menu dalam penelitian ini (Bulolo, 2020).

Langkah *data mining* terdiri dari tiga tahapan sebagai berikut: Tahapan pertama adalah pernyataan tepat terhadap permasalahan. Peneliti harus menentukan dahulu pertanyaan apa yang akan dijawab menggunakan *data mining* ini untuk menyesuaikan penggunaan formulasinya. Tahapan kedua, *initial exploration*. Tahapan ini dimulai dengan mempersiapkan data yang akan diolah menggunakan *data mining*. Data tersebut akan dipilih sesuai dengan kesesuaian penelitian atau biasa disebut proses *cleaning*. Data tersebut akan ditransormasikan menjadi *data set*. Secara mudah tahap ini adalah seleksi data, deskripsikan data dan visualisasi data. Tahap terakhir yaitu *building* dan *validation*. Tahap ini akan memunculkan berbagai macam permodelan yang akan dijadikan bahan pertimbangan dan memilih model yang terbaik bagi kinerja berdasarkan metode prediksi. Tahap Empat: *Deployment*. Tahap berikut menentukan aplikasi yang tepat dengan permodelannya untuk membuat (*generate*) prediksi (Rahmawati & Merlina, 2018).

#### 5. Algoritma FP-Growth

*FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma sebelumnya yakni algoritma apriori. Algoritma *FP-Growth* menentukan kumpulan data yang berakhiran *suffix* tertentu dengan menggunakan *divide and conquer* untuk memecah problem menjadi lebih kecil lagi (Rama Novta Miraldi, Antonius Rachmat, 2014). *FP-Growth* ini memiliki konsep pembangunan *tree* (pohon) dalam proses menemukan kumpulan data yang sering muncul, tidak menggunakan *generate candidate* seperti algoritma *apriori*. *FP-Growth* merupakan bagian dari Algoritma aturan asosiasi. Aturan ini merupakan analisis pertalian studi mengenai “apa bersama apa” atau “sesuatu memiliki pertalian dengan sesuatu”. Penggunaan aturan ini diawali dengan tersedianya *data base* transaksi pelanggan, sehingga dikenal juga dengan *Market Basket Analysis* (Anas, 2020).

Dalam jurnal yang dibuat oleh Pranata dan Utomo (2020), metode algoritma *FP-Growth* dibagi menjadi beberapa tahapan, yaitu :

### 1. Tahap pemanggilan conditional pattern base

Conditional Pattern Base adalah sub basis data yang berisi lintasan prefix (awalan) dan pola suffix (akhiran). Proses pemanggilan conditional pattern base didapatkan melalui pohon yang telah dibangun sebelumnya.

### 2. Tahap pembangkitan condition FP-Tree

Pada tahap ini, penjumlahan *support count* dari setiap item di setiap *conditional pattern base*, kemudian setiap item tersebut yang memiliki jumlah *support count* lebih besar dengan *minimum support count* akan dibangkitkan dengan *conditional FP-tree*.

### 3. Tahap pencarian frequent itemset

Pada tahap ini bergantung pada lintasan polanya. Apabila *Conditional FP-tree* merupakan lintasan tunggal, maka didapatkan kumpulan data yang sering muncul dengan melakukan kombinasi item untuk setiap kondisi FP-tree. Jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan *FP-growth* secara rekursif.

## II. METODOLOGI PENELITIAN

Kegiatan penelitian dilaksanakan selama 2 bulan yakni pada bulan Juli dan Agustus 2023. Penelitian dilaksanakan di Warung *Seafood* 68 Soka II Muara Karang, Jakarta Utara dengan melakukan wawancara kepada pemiliknya, dilanjutkan pengolahan data pada bulan September 2023. Penelitian ini menggunakan Microsoft Excel dan WEKA version 3.8.6 sebagai alat penelitian. Adapun Bahan penelitian menggunakan file Excel berupa laporan transaksi penjualan Warung *Seafood* 68 Soka 2 pada bulan Juli dan Agustus 2023 serta menu produk Warung *Seafood*. Penelitian ini hanya sampai menganalisis dan menghitung penilaian preferensi pelanggan di Warung *Seafood* 68 Soka 2 dan merekomendasikan kombinasi menu. Ada beberapa tahap penelitian yang digunakan dalam penelitian . Tahapan penelitian merupakan proses penelitian dari perencanaan sampai menemukan hasilnya. Tahapan penelitian harus digambarkan secara jelas dan sistematis agar memudahkan pemecahan masalah penelitian tersebut. Adapun diagram tahapan dapat dilihat pada **Fig 1**.



Fig 1. Diagram Tahapan penelitian

### 1. Identifikasi dan Analisa Masalah

Dalam tahap ini, dilakukan identifikasi permasalahan yang terjadi di Warung *Seafood* 68 Soka 2. Permasalahan yang diidentifikasi meliputi prosedur penjualan, hasil penjualan, serta persediaan bahan baku. Identifikasi masalah dilakukan dengan melakukan wawancara ke pemilik Warung *Seafood* 68 Soka 2 secara langsung di warung.

### 6. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan mewawancarai pemilik Warung dan meminta persetujuan untuk menggunakan data transaksi penjualan tersebut. Data yang didapatkan antara lain laporan transaksi penjualan Warung *Seafood* 68 Soka 2 selama bulan Juli dan Agustus 2023, data produk Warung, serta profil Warung *Seafood* 68 Soka 2.

### 7. Analisa Data Penjualan

Data diolah menggunakan metode algoritma FP-Growth, setelah data terlebih dahulu dilakukan seleksi.

#### 1. Seleksi data

Seleksi data dilakukan untuk memilih data yang relevan berdasarkan data yang didapatkan agar dapat diolah. Adapun data yang diambil hanya jenis menu *seafood* saja sedangkan menu yang lainnya akan dihapus. Kemudian dilakukan pemilihan atribut yang akan digunakan yaitu ID Struk, Nama Produk, Kategori, serta Jumlah.

#### 2. Pembersihan Data

Pembersihan data penjualan dilakukan dengan pengecekan kelengkapan data dan mengurangi data sesuai kebutuhan. ID struk yang sama digabungkan menjadi satu transaksi dan data yang tidak diperlukan dihapus. Kemudian data nama produk dikategorikan menjadi item baru.

#### 3. Transformasi Data

Tahap selanjutnya adalah transformasi data dimana pada tahap ini dilakukan perubahan data menjadi tabulasi yang sesuai untuk dilakukan proses data mining. Transformasi data dilakukan dengan menggunakan microsoft excel dengan output data dalam bentuk CSV.

### 8. Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth Dengan WEKA

Tahap data mining dilakukan menggunakan algoritma FP-Growth untuk menemukan kombinasi menu yang paling sering muncul dari data transaksi penjualan. Tabulasi data kemudian diolah menggunakan *software* WEKA dengan menentukan nilai *minimum support* serta *minimum confidence*. Hasil analisis tersebut dapat digunakan sebagai pertimbangan merekomendasikan menu untuk pembelian bahan baku *seafood*.

### 9. Kesimpulan dan Saran

Tahap kesimpulan dan saran merupakan bagian akhir dari proses suatu penelitian. Kesimpulan berisi hasil yang diperoleh sesuai apa yang dilakukan dalam penelitian. Saran berisi tentang masukan yang diberikan penulis bagi pemilik warung yang digunakan untuk pengambilan keputusan pembelian bahan baku.

## II. HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Hasil Identifikasi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data hasil wawancara dengan pemilik warung *seafood* 68 Soka 2 Muara Karang. Data yang didapatkan dalam bentuk laporan transaksi penjualan selama bulan Juli dan Agustus 2023. Data laporan transaksi tersebut kemudian akan dianalisis menggunakan teknik aturan asosiasi dengan algoritma FP-Growth. Penggunaan algoritma FP-Growth ini untuk membantu menemukan kombinasi menu yang sering dipilih oleh pelanggan. Cara kerja algoritma FP-Growth sendiri dianggap lebih efisien dibanding algoritma apriori. Algoritma FP-Growth mencari dan mengumpulkan data dengan membentuk pohon atau dapat disebut FP-tree sehingga memudahkan dalam

membentuk *frequent itemset*. Sedangkan algoritma apriori harus melakukan *candidate generation* terlebih dahulu sebelum menemukan *frequent itemset*. Maka dari itu, algoritma FP-Growth sangat efisien dalam menganalisis penilaian preferensi pelanggan pada penelitian ini.

Penelitian penilaian preferensi pelanggan ini berfokus pada pelanggan sehingga data yang digunakan merupakan data hasil transaksi penjualan. Data transaksi penjualan tersebut diseleksi dan dipilih sesuai atribut yang digunakan untuk tahap analisis data selanjutnya. Adapun atribut yang dibutuhkan antara lain ID struk, nama produk, kategori dan jumlah. Produk yang akan diteliti hanya fokus pada produk seafood dikarenakan bahan baku *seafood* yang sulit didapatkan dan mudah rusak dibanding bahan-bahan yang lain sehingga dihasilkan rumusan kombinasi menu *seafood* yang sering dibeli untuk pertimbangan pembelian bahan baku. Data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 1815 yang merupakan data transaksi menu seafood bulan Juli dan Agustus 2023. Dataset menu *seafood* Warung seafood 68 Soka2 Muara Karang dapat dilihat pada **Tabel 3.1** berikut.

**Tabel 3.1** Dataset menu

No	ID Struk	Nama Produk	Kategori	Jumlah
1	A0001	Bawal	Kiloan	1
		Udang Pencet	kiloan	1
		Dara	Kiloan	1
2	A0002	Udang Peci	Kiloan	1
		Cumi	Kiloan	1
		Kerang Bambu	Kiloan	1
		Kerang Dara	kiloan	1
3	A0003	Cumi	Kiloan	1
		Kue	Porsi	2
		Beronang	Porsi	2
		Kerang Dara	Kiloan	1
		Kerang Bambu	Kiloan	1
4	A0004	Udang Jerbung	Kiloan	1
		Kerang Bambu	Kiloan	1
		Kerang Dara	Kiloan	1
.....	.....	.....	.....	.....
1815	B0185	Bawal	Porsi	1
		Cumi	Kiloan	1
		K Bulu	Kiloan	1

### B. Pre Processing Data

*Pre processing* merupakan langkah awal pada proses *data mining* dengan menyusun dan mentransformasikan datanya sesuai dengan format aplikasi yang akan digunakan. Proses ini digunakan untuk mengurangi kesalahan dan bias yang akan muncul dalam proses analisis. Tabel di atas belum dapat digunakan karena belum sesuai dengan format WEKA. Pada proses ini dilakukan seleksi ulang untuk menentukannya ke dalam beberapa item menu berdasarkan dari bahan utama *seafood*nya. Berdasarkan *list* menu pada warung seafood 68 Soka 2 Muara Karang dapat didapatkan 1815 item menu yang akan digunakan dalam proses transformasi data. Berikut **Tabel 3.2** *pre processing* data.

**Tabel 3. 2** *pre processing data*

Daftar Menu	Kategori	Nama Item	Keterangan
Bawal	Kiloan/Porsi	Bawal	Item 1
Kue	Kiloan/Porsi	Kue	Item 2
Baronang	Kiloan/Porsi	Baronang	Item 3
Krapu	Kiloan/Porsi	Krapu	Item 4
Ayam-ayam	Kiloan/Porsi	Ayam2	Item 5
Gurame	Kiloan/Porsi	Gurame	Item 6
Kepiting Telor	Kiloan/Porsi	Kp Telor	Item 7
Kepiting Jantan	Kiloan/Porsi	Kp Jantan	Item 8
Kerang Ijo	Kiloan/Porsi	K Ijo	Item 9
Kerang dara	Kiloan/Porsi	K Dara	Item 10
Kerang Bulu	Kiloan/Porsi	K Bulu	Item 11
Kerang Bambu	Kiloan/Porsi	K Bambu	Item 12
Cumi	Kiloan/Porsi	Cumi	Item 13
Udang Pencet	Kiloan/Porsi	U Pencet	Item 14
Udang Jerbung	Kiloan/Porsi	U Jerbung	Item 15
Udang Peci	Kiloan/Porsi	U Peci	Item 16
Kakap	Kiloan/Porsi	Kakap	Item 17

### C. Tranformasi Data

Tranformasi data merupakan tahapan selanjutnya dalam analisis data dengan menyesuaikan tabel data transaksi penjualan sesuai format yang ada dalam WEKA. Penyesuaian ini dilakukan dengan menghapus atribut-atribut yang tidak relevan untuk memudahkan dalam proses asosiasi. Transformasi data dilakukan dengan mengubah data transaksi penjualan dari **Tabel 3.1** menjadi **Tabel 3.3** sesuai dengan kategori item yang digunakan pada **Tabel 3.2**. Berikut merupakan **Tabel 3.3** transformasi data yang akan digunakan dalam proses *data mining*.

**Tabel 3. 3** Tabulasi Data

No	ID Struk	Item 1	Item 2	item 3	.....	Item 17
1	A0001	Bawal			....	
2	A0002				....	
3	A0003		Kue	Baronang	.....	
4	A0004				.....	
5	A0005			Baronang	....	
6	A0006				.....	Kakap
7	A0007				.....	
8	A0008			Baronang	.....	Kakap
.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....
1815	B0815	Bawal				

Berdasarkan **Tabel 3.3** terdapat 17 item data yang akan dianalisis menggunakan *data mining* dengan WEKA. Item yang tidak dibeli oleh pelanggan dalam transaksi yang sama dikosongkan agar proses

analisis dapat berjalan. *Dataset* yang sudah ditransformasi tersebut menggunakan excel disimpan dalam bentuk .csv dan dilanjutkan dengan memasukkan file ke dalam software WEKA dan dilakukan pembersihan data yaitu dengan menghapus data yang tidak diperlukan seperti ID struk.

### C. Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth

Proses *data mining* dalam penelitian ini menggunakan aturan asosiasi dengan menggunakan *Frequent Pattern Growth* atau *FP-Growth*. Adapun aplikasi yang digunakan adalah WEKA sehingga data harus dalam bentuk biner. Fig 2. Merupakan proses aturan penggunaan WEKA

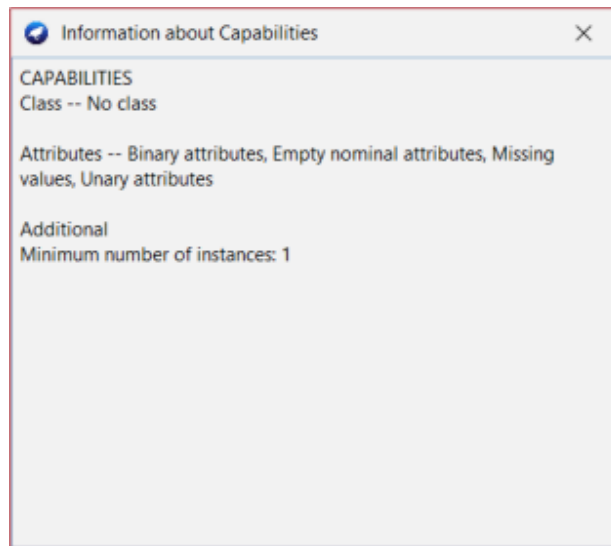


Fig 2. Aturan Penggunaan WEKA

Data yang sudah melewati proses *pre processing* kemudian diolah menggunakan algoritma *FP-Growth* pada *tab associate*. Parameter yang digunakan dalam penilaian preferensi pelanggan terhadap menu *seafood* adalah nilai minimum *support* dan minimum *confidence*. Nilai minimum *support* dan *confidence* harus ditentukan terlebih dahulu sebelum pengolahan data dimulai dengan memasukkan nilai pada *lowerBoundMinSupport* dan *minMetric* seperti Gambar 6. Minimum *support* merupakan jumlah itemset yang sering muncul yang harus dipenuhi dari seluruh transaksi yang ada dalam *data base*. Suatu item dikatakan *frequent* jika memenuhi nilai minimum *support* yang telah ditentukan (Maylawati 2018). Sedangkan nilai minimum *confidence* menunjukkan adanya kemungkinan minimal konsumen akan membeli kombinasi dari suatu item. Kemudian pengolahan dimulai dengan menekan *start*, WEKA akan mengolah data tersebut sehingga menghasilkan *rules* terbaik berdasarkan nilai minimum *support* dan *confidence* yang ditentukan. Dalam penelitian ini, digunakan empat nilai minimum *support* dan satu nilai minimum *confidence* untuk menentukan *rules* terbaik. Nilai minimum *support* dan *confidence* pertama yang digunakan adalah 0,05 dan 0,3. Dapat dilihat pada **Fig. 3** berikut.



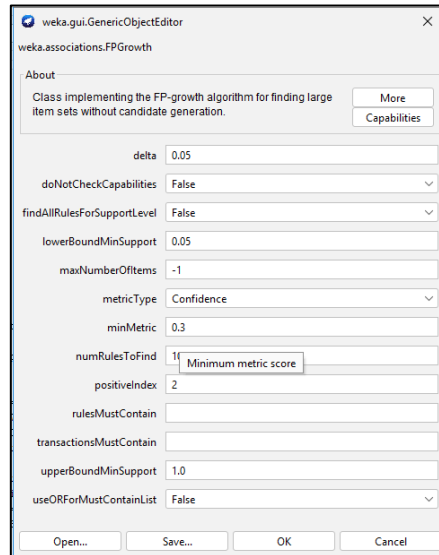


Fig 3. Penentuan Nilai Minimum Support dan Confidence

```

Associator output
-----
Item 2
item 3
Item 4
Item 5
Item 6
Item 7
Item 8
Item 9
Item 10
Item 11
Item 12
Item 13
Item 14
Item 15
Item 16
Item 17

=== Associator model (full training set) ===

FPGrowth found 25 rules (displaying top 10)

1. [Item 9=K Ijo, Item 15=U Jerbung]: 147 ==> [Item 13=Cumi]: 101 <conf:(0.69)> lift:(1.18) lev:(0.01) conv:(1.31)
2. [Item 16=U Peci]: 401 ==> [Item 13=Cumi]: 258 <conf:(0.64)> lift:(1.11) lev:(0.01) conv:(1.17)
3. [Item 9=K Ijo, Item 16=U Peci]: 147 ==> [Item 13=Cumi]: 94 <conf:(0.64)> lift:(1.1) lev:(0) conv:(1.14)
4. [Item 6=Gurame]: 182 ==> [Item 13=Cumi]: 116 <conf:(0.64)> lift:(1.1) lev:(0.01) conv:(1.14)
5. [Item 9=K Ijo]: 606 ==> [Item 13=Cumi]: 364 <conf:(0.6)> lift:(1.03) lev:(0.01) conv:(1.05)
6. [Item 15=U Jerbung]: 395 ==> [Item 13=Cumi]: 237 <conf:(0.6)> lift:(1.03) lev:(0) conv:(1.04)
7. [Item 1=Bawal]: 395 ==> [Item 13=Cumi]: 236 <conf:(0.6)> lift:(1.03) lev:(0) conv:(1.04)
8. [Item 2=Kue]: 417 ==> [Item 13=Cumi]: 246 <conf:(0.59)> lift:(1.02) lev:(0) conv:(1.02)
9. [Item 10=K Dara]: 498 ==> [Item 13=Cumi]: 286 <conf:(0.57)> lift:(0.99) lev:(-0) conv:(0.98)
10. [item 3=Baronang]: 203 ==> [Item 13=Cumi]: 116 <conf:(0.57)> lift:(0.98) lev:(-0) conv:(0.97)

```

Fig 4. Hasil Perhitungan FP-Growth I

Tabel 3. 4 Frequent itemset

No	Rule	Confidence	Lift Rasio
1	Item 9= K Ijo & Item 15= U Jerbung, Item 13= Cumi	0,69	1,18
2	Item 16= U Peci, Item 13= Cumi	0,64	1,11
3	Item 9= K Ijo & Item 16= U Peci, Item 13=Cumi	0,64	1,1
4	Item 6= Gurame, Item 13= Cumi	0,64	1,1
5	Item 9= K Ijo, Item 13= Cumi	0,6	1,03
6	Item 15= U Jerbung, Item 13= Cumi	0,6	1,03
7	Item 1= Bawal, Item 13= Cumi	0,6	1,03
8	Item 2= Kue, Item 13= Cumi	0,59	1,02
9	Item 10= K Dara, Item 13= Cumi	0,57	0,99
10	Item 3= Baronang, Item 13= Cumi	0,57	0,98

Berdasarkan **Tabel 3.4** di atas, *rule* pertama dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli kerang ijo dan udang jerbung, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* kedua dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli udang peci, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* ketiga dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli udang peci dan kerang ijo, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* keempat dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli membeli Gurame, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* kelima dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli kerang ijo, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* keenam dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli udang jerbung, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* ketujuh dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli bawal, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* kedelapan dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli kue, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* kesembilan dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli kerang dara, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan membeli cumi. *Rule* berikutnya dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli baronang, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan membeli cumi. Dapat disimpulkan *rule* terbaik adalah kombinasi antara item kerang ijo dan udang jerbung dengan cumi dengan nilai *confidence* sebesar 0,69 menjadi menu yang paling sering dipesan karena merupakan consequent yang paling sering muncul.

Sebagai perbandingan rule, maka akan dilakukan proses yang kedua dengan menaikkan nilai minimum *supportnya* menjadi 0,1 atau 10% seperti pada Fig 4. Sebagaimana dijelaskan di atas, nilai *support* adalah nilai presentesai kombinasi menu yang muncul dari keseluruhan basis data (Ardianto et al. 2021). Penentuan nilai minimum support dilihat dari seberapa banyak data yang akan diolah. Semakin tinggi nilai minimum support maka semakin sedikit frequent itemset yang terbentuk sehingga mengurangi banyak data yang akan menyebabkan algoritma *FP-Growth* menjadi tidak efisien (Hasan dan Mishu 2018). Dapat dilihat pada Fig 5.

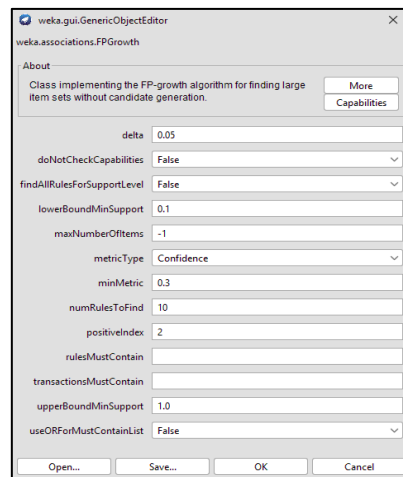


Fig 5. Penentuan Nilai Minimum

```

Attributes: 17
Item 1
Item 2
Item 3
Item 4
Item 5
Item 6
Item 7
Item 8
Item 9
Item 10
Item 11
Item 12
Item 13
Item 14
Item 15
Item 16
Item 17

=== Associator model (full training set) ===

FPGrowth found 9 rules (displaying top 9)

1. [Item 16=U Peci]: 401 ==> [Item 13=Cumi]: 258 <conf:(0.64)> lift:(1.11) lev:(0.01) conv:(1.17)
2. [Item 9=K Ijo]: 606 ==> [Item 13=Cumi]: 364 <conf:(0.6)> lift:(1.03) lev:(0.01) conv:(1.05)
3. [Item 15=U Jerbung]: 395 ==> [Item 13=Cumi]: 237 <conf:(0.6)> lift:(1.03) lev:(0) conv:(1.04)
4. [Item 1=Bawal]: 395 ==> [Item 13=Cumi]: 236 <conf:(0.6)> lift:(1.03) lev:(0) conv:(1.04)
5. [Item 2=Kue]: 417 ==> [Item 13=Cumi]: 246 <conf:(0.59)> lift:(1.02) lev:(0) conv:(1.02)
6. [Item 10=K Dara]: 498 ==> [Item 13=Cumi]: 286 <conf:(0.57)> lift:(0.99) lev:(-0) conv:(0.98)
7. [Item 14=U Pencet]: 377 ==> [Item 13=Cumi]: 199 <conf:(0.53)> lift:(0.91) lev:(-0.01) conv:(0.88)
8. [Item 8=Kp Jantan]: 492 ==> [Item 13=Cumi]: 246 <conf:(0.5)> lift:(0.86) lev:(-0.02) conv:(0.84)
9. [Item 13=Cumi]: 1054 ==> [Item 9=K Ijo]: 364 <conf:(0.35)> lift:(1.03) lev:(0.01) conv:(1.02)

```

Fig 6. Hasil Perhitungan FP-Growth II

Tabel 4.5 Frequent Itemset

No	Rule	Confidence	Lift Rasio
1	Item 14= U Peci, Item 13= Cumi	0,64	1,11
2	Item 9= K Ijo, Item 13= Cumi	0,6	1,03
3	Item 15= U Jerbung, Item 13= Cumi	0,6	1,03
4	Item 1= Bawal, Item 13= Cumi	0,6	1,03
5	Item 2= Kue, Item 13= Cumi	0,59	1,02
6	Item 10= K Dara, Item 13= Cumi	0,57	0,99
7	Item 14= U Pencet, Item 13= Cumi	0,53	0,91
8	Item 8= Kp Jantan, Item 13= Cumi	0,5	0,86
9	fItem 13= Cumi, Item 9= K Ijo	0,35	1,03

Berdasarkan **Tabel 3.5** di atas, *rule* pertama dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli udang peci, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* kedua dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli kerang ijo, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* ketiga dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli udang jerbung, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* keempat dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli membeli bawal, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* kelima dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli Kue, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* keenam dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli kerang dara, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* ketujuh dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli udang pencet, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* kedelapan dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli kepiting jantan, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* berikutnya dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli cumi, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan membeli kerang ijo. Dapat disimpulkan *rule* terbaik adalah kombinasi antara item udang peci dengan cumi dengan nilai *confidence* sebesar 0,64 menjadi menu yang paling sering dipesan karena merupakan consequent yang paling sering muncul.

Berikutnya akan digunakan analisis FP-Growth dengan menggunakan nilai minimum *support* 0,15 dan nilai minimum *confidence* 0,3. Penggunaan nilai minimum yang berulang ini untuk menemukan kombinasi menu terbaik dan keefektifan dari nilai minimum *support* yang digunakan.

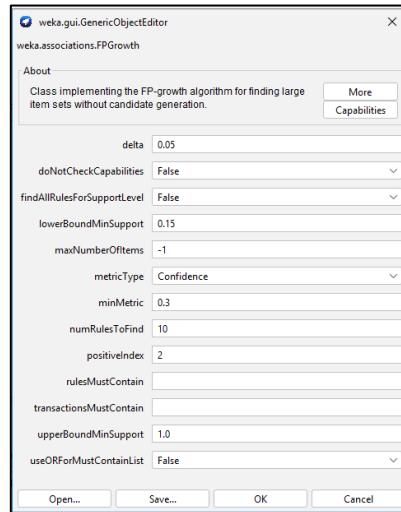


Fig 7. Penentuan Nilai Minimum Support dan Confidence

```

Associator output
=== Run information ===
Scheme:      weka.associations.FPGrowth -P 2 -I -1 -N 10 -T 0 -C 0.3 -D 0.05 -U 1.0 -M 0.15
Relation:    Tabulasi data Skripsi-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R1-2
Instances:   1815
Attributes:  17
             Item 1
             Item 2
             Item 3
             Item 4
             Item 5
             Item 6
             Item 7
             Item 8
             Item 9
             Item 10
             Item 11
             Item 12
             Item 13
             Item 14
             Item 15
             Item 16
             Item 17
=== Associator model (full training set) ===
FPGrowth found 3 rules (displaying top 3)
1. [Item 9=K Ijo]: 606 ==> [Item 13=Cumi]: 364 <conf:(0.6)> lift:(1.03) lev:(0.01) conv:(1.05)
2. [Item 10=K Dara]: 498 ==> [Item 13=Cumi]: 286 <conf:(0.57)> lift:(0.99) lev:(-0) conv:(0.98)
3. [Item 13=Cumi]: 1054 ==> [Item 9=K Ijo]: 364 <conf:(0.35)> lift:(1.03) lev:(0.01) conv:(1.02)

```

Fig 8. Hasil Penggunaan FP-Growth III

Tabel 3. 6 Frequent Itemset

No	Rule	Confidence	Lift Rasio
1	Item 9= K Ijo, Item 13= Cumi	0,6	1,03
2	Item 10= K Dara, Item 13= Cumi	0,57	0,99
3	Item 13= Cumi, Item 9= K Ijo	0,35	1,03

Setelah nilai supportnya dinaikkan menjadi 0,2 maka menghasilkan 3 *rule* yang memenuhi syarat seperti pada Fig 7. di atas. *Rule* pertama dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli Kerang Ijo, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* berikutnya dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli kerang dara, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan membeli cumi. *Rule* berikutnya dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli cumi, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan membeli kerang ijo. Dapat disimpulkan *rule* terbaik adalah kombinasi antara item kerang ijo dengan cumi dengan nilai *confidence* sebesar 0,6 menjadi menu yang paling sering dipesan karena merupakan *consequent* yang paling sering muncul. Hasilnya dapat dilihat pada Fig 8.

Berikutnya akan digunakan analisis FP-Growth dengan menggunakan nilai minimum *support* 0,2 dan nilai minimum *confidence* 0,3. Penggunaan nilai minimum yang berulang ini untuk menemukan kombinasi menu terbaik dan keefektifan dari nilai minimum support yang digunakan yang dapat dilihat pada Fig 9 dan hasilnya pada Fig 10.

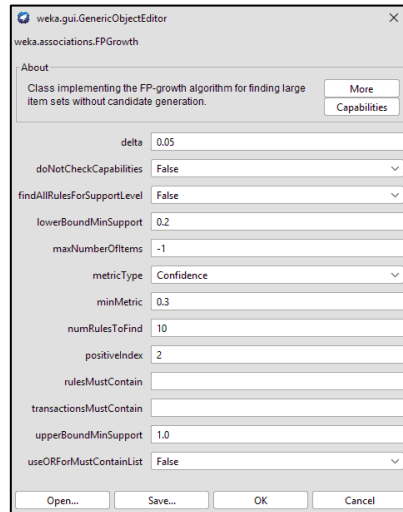


Fig 9. Penentuan Nilai Minimum Support dan Confidence

```

=== Run information ===
Scheme: weka.associations.FPGrowth -P 2 -I -1 -N 10 -T 0 -C 0.3 -D 0.05 -U 1.0 -M 0.2
Relation: Tabulasi data Skripsi-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R1-2
Instances: 1815
Attributes: 17
  Item 1
  Item 2
  Item 3
  Item 4
  Item 5
  Item 6
  Item 7
  Item 8
  Item 9
  Item 10
  Item 11
  Item 12
  Item 13
  Item 14
  Item 15
  Item 16
  Item 17
=== Associator model (full training set) ===
FPGrowth found 2 rules (displaying top 2)
1. [Item 9=K Ijo]: 606 ==> [Item 13=Cumi]: 364 <conf:(0.6)> lift:(1.03) lev:(0.01) conv:(1.05)
2. [Item 13=Cumi]: 1054 ==> [Item 9=K Ijo]: 364 <conf:(0.35)> lift:(1.03) lev:(0.01) conv:(1.02)

```

Fig 10. Hasil Penggunaan FP-Growth IV

**Tabel 3. 7 Frequent Itemset**

No	Rule	Confidence	Lift Rasio
1	Item 9= K Ijo, Item 13= Cumi	0,6	1,03
2	Item 13= Cumi, Item 9= K Ijo	0,35	1,03

Setelah nilai supportnya dinaikkan menjadi 0,2 maka menghasilkan 2 *rule* yang memenuhi syarat seperti pada **Gambar 3.9** di atas. *Rule* pertama dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli kerang ijo, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan juga untuk membeli cumi. *Rule* berikutnya dapat diinterpretasikan jika pelanggan membeli cumi, maka pelanggan tersebut memiliki kecenderungan membeli kerang ijo. Dapat disimpulkan *rule* terbaik adalah kombinasi antara item kerang ijo dengan cumi dengan nilai *confidence* sebesar 0,6 menjadi menu yang paling sering dipesan karena merupakan *consequent* yang paling sering muncul.

**Tabel 4. 8 Frequent Itemset**

Support	Confidence	Kesimpulan
0,05	0,3	<ul style="list-style-type: none"> <li>Item 9= K Ijo &amp; Item 15= U Jerbung, Item 13= Cumi</li> <li>Item 16= U Peci, Item 13= Cumi</li> </ul>
0,1	0,3	<ul style="list-style-type: none"> <li>Item 9 = K Ijo &amp; Item 16= U Peci, Item 13=Cumi</li> <li>Item 14= U Peci, Item 13= Cumi</li> <li>Item 9= K Ijo, Item 13= Cumi</li> <li>Item 15= U Jerbung, Item 13= Cumi</li> </ul>
0,15	0,3	<ul style="list-style-type: none"> <li>Item 9= K Ijo, Item 13= Cumi</li> <li>Item 10= K Dara, Item 13= Cumi</li> <li>Item 13= Cumi, Item 9= K Ijo</li> </ul>
0,2	0,3	<ul style="list-style-type: none"> <li>Item 9= K Ijo, Item 13= Cumi</li> <li>Item 13= Cumi, Item 9= K Ijo</li> </ul>

Berdasarkan **Tabel 3.8**, *consequent* yang sering muncul adalah menu cumi. Hal ini menunjukkan dalam dua bulan kombinasi menu yang sering muncul adalah menu cumi dengan menu kerang ijo, udang peci dan bawal dan menu lainnya. Kombinasi tersebut artinya konsumen paling sering memilih menu kerang ijo, udang peci, bawal saat dan menu lainnya saat memesan menu cumi. Maka dari itu, berdasarkan sering munculnya item tersebut, menu cumi dapat direkomendasikan kepada pemilik warung *Seafood* 68 Soka 2 Muara Karang untuk dijadikan pertimbangan pembelian bahan baku.

#### IV. KESIMPULAN

*Seafood* merupakan sajian makanan laut yang sampai saat ini masih digemari oleh masyarakat. Kegemaran masyarakat akan *seafood* menuntut rumah makan *seafood* atau pelaku industri *seafood* untuk mengatur pasokan bahan baku yang sesuai kebutuhan. Melihat *seafood* merupakan jenis bahan makanan yang memiliki karakteristik mudah rusak sehingga pelaku industri harus mampu mengambil kebijakan pembelian bahan baku secara tepat untuk memaksimalkan keuntungan. Salah satu parameter untuk membantu pengambilan keputusan pembelian bahan baku adalah dengan menilai preferensi konsumen terhadap menu rumah makan. Penilaian preferensi pelanggan dapat diketahui menggunakan metode algoritma *FP-Growth* dengan analisis data penjualan rumah makan. Data tersebut kemudian diolah dengan tahapan seleksi data, preprocessing dan transformasi data. Data yang sudah ditransformasikan kemudian dapat diolah menggunakan WEKA dengan menentukan nilai minimum *support* dan minimum *confidence*.

Hasil yang didapatkan dari dua percobaan analisis mendapatkan sembilan *rules* terbaik dan dua *rules* terbaik menggunakan nilai minimum *support* yang berbeda. Hasil analisis menunjukkan dalam dua bulan terakhir pelanggan lebih sering membeli menu Cumi saat memesan menu Krang Ijo, Udang Peci dan Bawal. Dapat disimpulkan bahwa Cumi merupakan menu yang menjadi preferensi pelanggan dengan pertimbangan tingkat kepuasan dalam membeli produk. Cumi menjadi menu yang memiliki *consequent* yang paling sering muncul sehingga dapat dijadikan rekomendasi untuk pemilik warung *Seafood* 68 Soka 2 Muara Karang untuk menjadi pertimbangan pembelian bahan baku.

Penelitian ini diharapkan mampu membantu pemilik warung dengan merekomendasikan menu Cumi sebagai pertimbangan pembelian bahan baku. Penelitian ini akan lebih baik jika waktu penelitian dengan jangka waktu yang panjang sehingga data yang didapatkan mendukung kepastian hasil penelitian. Selain itu, kepada pemilik warung untuk menyusun pilihan menu lebih spesifik lagi agar memudahkan dalam menentukan kesimpulan dari setiap transaksi dan kemajuan warung ke depan.

#### PENGAKUAN

Saya ucapkan terima kasih sebesar-besarnya kepada seluruh pihak yang membantu menyelesaikan penelitian ini. Pertama saya ucapkan terima kasih kepada kedua orang tua saya yang senantiasa mendo'akan. Kedua saya ucapkan terima kasih kepada Ibu Adrinoviarini M,Sc selaku dosen pembimbing saya pada penelitian ini. Tanpa bimbingan beliau penelitian ini tidak akan berjalan dan selesai. Selain itu, saya berterima kasih juga kepada teman-teman saya yang mendukung dan menyemangati penelitian ini terutama teman-teman angkatan Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer UNUSIA.

## REFERENSI

- [1] Abdullah, A., Hidayat, T., & Seulalae, A. V. (2021). *Moluska: Karakteristik, Potensi dan Pemanfaatan Sebagai Bahan Baku Industri Pangan dan Non Pangan*. Retrieved from <https://books.google.co.id/books?id=uE0iEAAAQBAJ>
- [2] Anas, A. (2020). Penerapan Algoritma Fp-Growth Dalam Menentukan Perilaku Konsumen Ghania Mart Muara Bulian. *Jurnal Ilmiah Media Sisfo*, 14(2), 120–129. <https://doi.org/10.33998/mediasisfo.2020.14.2.879>
- [3] Anggun Pastika Sandi, & Vina Widya Ningsih. (2022). Implementasi Data Mining Sebagai Penentu Persediaan Produk Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Penjualan Sinarmart. *Jurnal Publikasi Ilmu Komputer Dan Multimedia*, 1(2), 111–122. <https://doi.org/10.55606/jupikom.v1i2.343>
- [4] Ardianto MY, Adinugroho S, Indriati. 2021. Penentuan tata letak produk menggunakan Algoritma FP-Growth pada toko ATK. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. 5(9) : 3826-3832.
- [5] Atikah, N., Ariani, N., & Nastiti, H. (2020). Analisis Preferensi Konsumen Produk Teh Celup. *Business Management, Economic, and Accounting National Seminar*, 2(1), 239–251.
- [6] Buulolo, E. (2020). *Data Mining Untuk Perguruan Tinggi*. Deepublish.
- [7] Erinda, A., Kumadji, S., & Sunarti. (2016). Studi Terhadap Pe langgan McDonald ' s di Indonesia dan Malaysia. *Jurnal Administrasi Bisnis (JAB)*, 30(1), 87–95.
- [8] Febrianti, A. N. (2022). Bab 2 Pengukuran, Penilaian, Tes, Dan Evaluasi. *Evaluasi Pembelajaran*, 17.
- [9] Halim, E. S. (2017). Pengaruh Perceived Quality dan Store Location terhadap Customer Preference pada pelanggan Takoyaqta di Surabaya. *Jurnal Strategi Pemasaran*, 1(1), 1–9.
- [10] Hasan MM, Mishu SZ. 2018. An adaptive method for mining frequent itemsets based on Apriori and FP-Growth Algorithm. International Conference on Computer, Communication, Chemical, Material and Electronic Engineering; 2018 February; Rajshahi, Bangladesh. Bangladesh : University of Rajshahi.
- [11] Imani, A. S. (2023). *Penilaian Preferensi Pelanggan Terhadap Menu Seafood Pada Rumah Lobster Depok Annisa Surya Imani*.
- [12] Magdalena, I. (2020). *Evaluasi pembelajaran SD: teori dan praktik*. CV Jejak (Jejak Publisher).
- [13] Pasirulloh, M. A., & Suryani, E. (2017). Pemodelan Dan Simulasi Sistem Industri Manufaktur Menggunakan Metode Simulasi Hybrid (Studi Kasus: PT. Kelola Mina Laut). *Jurnal Teknik ITS*, 6(2). <https://doi.org/10.12962/j23373539.v6i2.23141>
- [14] Rahmawati, F., & Merlina, N. (2018). Metode Data Mining Terhadap Data Penjualan Sparepart Mesin Fotocopy Menggunakan Algoritma Apriori. *PIKSEL: Penelitian Ilmu Komputer Sistem Embedded and Logic*, 6(1), 9–20. <https://doi.org/10.33558/piksel.v6i1.1390>
- [15] Rama Novta Miraldi, Antonius Rachmat, B. S. (2014). *Implementasi Algoritma FP-GROWTH untuk Sistem Rekomendasi Buku di Perpustakaan UKDW*. 10(1).
- [16] Saefudin, B. R., Deanier, A. N., & Rasmikayati, E. (2020). Kajian Perbandingan Preferensi Konsumen pada Dua Kedai Kopi di Cibinong, Kabupaten Bogor. *AGROVITAL : Jurnal Ilmu Pertanian*, 5(1), 39. <https://doi.org/10.35329/agrovital.v5i1.637>
- [17] Sari, R., & Apridamayanti, P. (2015). Cemaran Eshericia coli dalam makanan laut yang beredar di pasar tradisional Kota Pontian. *Jurnal Kesehatan Khatulistiwa*, 1(1), 44. <https://doi.org/10.26418/jurkeswa.v1i1.42974>
- [18] Sianturi, F. A., Hasugian, P. M., Simangunsong, A., & Nadeak, B. (2019). *DATA MINING: Teori dan Aplikasi Weka* (Vol. 1). IOCS Publisher.
- [19] Taluke, D., Lakat, R. S. M., Sembel, A., Mangrove, E., & Bahwa, M. (2019). Analisis Preferensi Masyarakat Dalam Pengelolaan Ekosistem Mangrove Di Pesisir Pantai Kecamatan Loloda Kabupaten Halmahera Barat. *Spasial*, 6(2), 531–540.