



Pemodelan Sistem Rekomendasi Restoran berdasarkan Preferensi Pengguna dengan Pendekatan *Content-Based Filtering*

Ilhamsyah^{#1}, Syahru Rahmayuda^{#2}, Dwi Marisa Midyanti^{*3}, Shantika Martha⁺⁴

[#]Program Studi Sistem Informasi, Fakultas MIPA, Universitas Tanjungpura

Jalan Prof. Dr. H. Nawawi, Pontianak, 78124

¹ilhamsyah@sisfo.untan.ac.id

²yudarahma@sisfo.untan.ac.id

^{*}Program Studi Sistem Komputer, Fakultas MIPA, Universitas Tanjungpura

Jalan Prof. Dr. H. Nawawi, Pontianak, 78124

³dwi.marisa@siskom.untan.ac.id

⁺Program Studi Statistika, Fakultas MIPA, Universitas Tanjungpura

Jalan Prof. Dr. H. Nawawi, Pontianak, 78124

⁴shantika.martha@math.untan.ac.id

Abstrak— Setiap individu memiliki preferensi makanan yang unik. Karakteristik rasa yang khas dapat memengaruhi seberapa bersedia seseorang membayar untuk hidangan di restoran tertentu. Keterkaitan antara preferensi makanan seseorang dengan karakteristik harga makanan dapat digunakan sebagai faktor penting dalam menentukan rekomendasi restoran. Penelitian ini memodelkan sebuah sistem rekomendasi restoran berdasarkan preferensi rasa, harga dan rating makan pengguna sebagai faktor utama dalam mempengaruhi hasil rekomendasi. Analisis data menggunakan 3 atribut yaitu data ulasan restoran, rating dan harga restoran. Teknik scraping dilakukan untuk pengumpulan *dataset*, adapun jumlah *dataset* sebanyak 661 data restoran dari hasil scraping. Pengubahan *dataset* dilakukan dengan proses *Pra-Processing* yang kemudian dilanjutkan dengan mempelajari model data dengan pendekatan *Content-Based Filtering* (CBF). Hasil penelitian menunjukkan bahwa rata-rata akurasi yang diberikan sistem rekomendasi yang dibangun adalah 73.33% dari rekomendasi restoran berdasarkan harga dan ulasan.

Kata kunci— Restoran, Rekomendasi, Algoritma Cbf, Ulasan, Preferensi

I. PENDAHULUAN

Era digital telah membawa perubahan besar dalam perilaku dan preferensi konsumen. Saat ini, konsumen tidak lagi terbatas pada berbelanja di toko tradisional, tetapi konsumen menggunakan platform digital dan perangkat seluler untuk memenuhi kebutuhannya. Perubahan ini mengharuskan dunia usaha untuk beradaptasi dengan tuntutan dan preferensi baru di era digital. Konsumen saat ini meneliti informasi, membaca ulasan produk, dan membandingkan harga secara online sebelum melakukan pembelian. Mereka juga aktif di jejaring sosial dan mencari

rekomendasi dari teman, keluarga, dan influencer sebelum memutuskan untuk membeli suatu produk atau menggunakan layanan tertentu. Kemajuan teknologi juga menyebabkan perubahan preferensi konsumen. Konsumen menginginkan pengalaman pelanggan yang lebih personal dan relevan. Bisnis perlu mengumpulkan dan menganalisis data konsumen untuk memberikan pengalaman yang lebih personal dan relevan.

Penelitian tentang preferensi makanan dalam menentukan restoran memegang peranan penting dalam memahami dinamika yang mempengaruhi keputusan konsumen dalam memilih tempat makan. Fenomena ini melibatkan sejumlah faktor, termasuk tidak terbatas pada preferensi rasa, tipe makanan, kualitas layanan, harga, lokasi, serta preferensi budaya dan sosial. Faktor-faktor ini dapat membantu pemilik restoran dan pengelola bisnis makanan untuk menyediakan penawaran yang sesuai dengan kebutuhan dan keinginan konsumen [1].

Tinjauan literatur yang luas, berbagai teori dan pendekatan telah diajukan untuk menjelaskan preferensi makanan dan hubungannya dengan pemilihan restoran. Namun, masih terdapat celah pengetahuan yang perlu diisi, terutama dalam konteks dinamika pasar yang terus berubah dan evolusi selera konsumen. Sulitnya mencari kuliner yang sesuai dengan preferensi, selera dan kebutuhan menjadi permasalahan yang harus dipecahkan[2]. Dengan bantuan sistem rekomendasi, dapat ditemukan kuliner yang memiliki makanan sesuai selera dan keinginan. Sistem ini akan menampilkan informasi yang sudah diproses berdasarkan riwayat pesanan-pesanan pengguna sebelumnya untuk membantu menemukan makanan pada kuliner yang sesuai dengan selera pengguna. Tujuan

penelitian ini adalah untuk memodelkan sistem rekomendasi restoran yang mengikuti preferensi pengguna dan menghasilkan rekomendasi yang akurat dan relevan. *Content-Based Filtering* adalah metode yang digunakan pada penelitian ini dan berfokus pada analisis ulasan review konten, ulasan profil restoran dan ulasan harga untuk menghasilkan rekomendasi yang sesuai dengan profil pengguna.[3]

Penelitian ini diharapkan dapat membantu konsumen dalam memilih tempat kuliner dengan kriteria tertentu, karena setiap orang memiliki kebutuhan serta kriteria yang diinginkan.

II. TINJAUAN PUSTAKA

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Tewari, dibahas tentang kemajuan E-Commerce yang telah menyebar ke seluruh dunia. Toko-toko online saat ini memiliki ratusan hingga ribuan item produk yang melampaui keterbatasan fisik. Sistem rekomendasi bertujuan untuk menemukan minat pengguna dengan memanfaatkan tindakan pengguna baik secara implisit maupun eksplisit di situs e-commerce, dan kemudian merekomendasikan produk yang paling sesuai dengan preferensi pengguna. Dengan cara ini, sistem rekomendasi membantu mengatasi masalah kelebihan informasi. *Content-Based Filtering* (CBF), sebagai salah satu metode rekomendasi, merekomendasikan produk yang memiliki karakteristik serupa dengan produk yang pernah digunakan oleh pengguna di masa lalu. Kontribusi dari penelitian ini adalah mengurangi ukuran daftar rekomendasi dan membantu menempatkan produk yang relevan dalam daftar rekomendasi yang lebih terbatas. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa pendekatan yang diusulkan mampu melampaui metode rekomendasi tradisional lainnya [4].

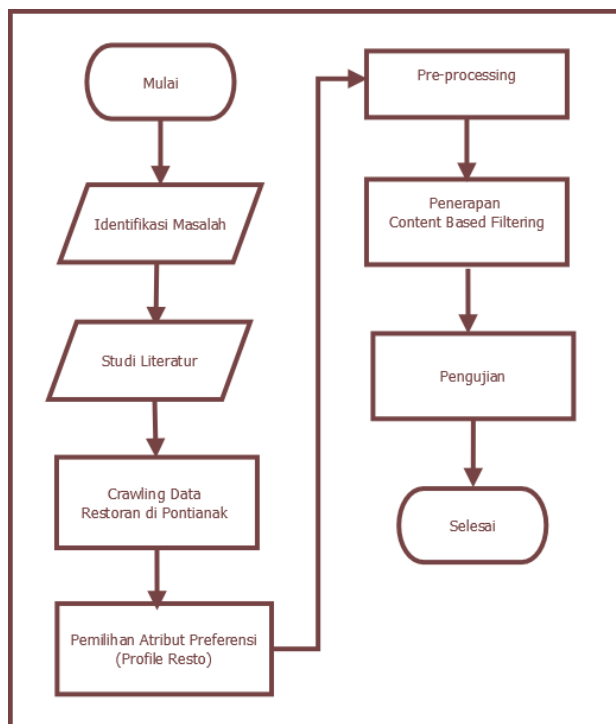
Jozani dkk memfokuskan penelitiannya pada sistem rekomendasi yang digunakan untuk mempromosikan visibilitas produk dan penjualan. Penelitian ini menggabungkan analisis jaringan sosial untuk memeriksa secara empiris dampak dari sistem rekomendasi pada distribusi permintaan di pasar aplikasi seluler. Hasil analisis dari dua set data panel yang komprehensif dari App Store dan Google Play menunjukkan bahwa rekomendasi CBF mendukung rekomendasi produk dan secara efektif meningkatkan rantai pasok. Selain itu, sistem rekomendasi dapat mempengaruhi proses pengambilan keputusan konsumen, menyebabkan aliran permintaan. Temuan penelitian ini memberikan implikasi penting bagi pengembang dan operator pasar untuk lebih mempromosikan produk mereka di pasar aplikasi mobile yang sangat kompetitif[5].

Kuo & Cheng menyajikan penelitian tentang sistem rekomendasi *e-commerce* untuk membantu pelanggan menemukan produk yang diinginkan secara efisien di antara berbagai kategori berdasarkan perilaku sebelumnya seperti pola pembelian dan riwayat rating toko. Namun, sebagian besar sistem rekomendasi untuk *e-commerce* mengadopsi metode biner (beli/tidak beli) atau penilaian subjektif untuk mewakili preferensi pelanggan, yang sulit

untuk memprediksi profil mereka dengan tepat karena perubahan cepat dalam selera. Hasil penelitiannya adalah meningkatkan kualitas saran dengan mengintegrasikan arsitektur sistem rekomendasi berbasis konten tradisional dengan komponen baru yang disebut *feedback adjuster*. Komponen ini dirancang untuk membuat umpan balik pelanggan implisit mencerminkan realitas preferensi dengan mempertimbangkan perilaku pembelian berulang mereka[6].

III. METODOLOGI

Gambar 1 menunjukkan langkah-langkah yang dilakukan dalam proses pengembangan sistem rekomendasi restoran.



Gambar 1. Tahapan penelitian

A. Pengumpulan Data

Metode penelitian diawali dengan pengumpulan data kuliner Kota Pontianak khususnya data tempat restoran atau rumah makan yang ada di Kota Pontianak. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data publik yang diambil dari *google maps review*. *Crawling* data menggunakan *www.apify.com* dengan menginput data 6 kecamatan di Kota Pontianak. Total data kuliner Kota Pontianak hasil *crawling* dari *google map review* terdiri dari 661 record dataset.

B. Pembentukan Profile Resto

Masing-masing dataset memiliki 69 atribut, selanjutnya dipilih data penelitian sebagai atribut profil resto. Profil resto yang diambil terdiri dari 6 atribut seperti nama restoran, rating, harga, dan ulasan1, ulasan2 dan ulasan3.

C. Preprocessing

Item profil yang dibuat berdasarkan data sebelumnya, masih belum sesuai. Oleh karena itu, tahap *preprocessing* diperlukan untuk membuat item profil resto lebih terorganisir untuk proses selanjutnya[7][8]. Beberapa *preprocessing* yang dilakukan dalam penelitian ini adalah *case folding*, *tokenisasi*, *eliminasi*, dan *filtering*.

Preprocessing mengubah data yang tidak terstruktur menjadi data yang lebih terstruktur untuk digunakan dalam proses berikutnya[7]. *Case folding*, *tokenisasi*, *eliminasi*, dan *filtering* adalah semua bagian dari *preprocessing*. Langkah-langkah *preprocessing* dijelaskan di bawah ini:

1. *Case Folding* adalah merubah semua huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil[9].
2. *Tokenization* adalah memecah kalimat berdasarkan tiap kata yang menyusunnya[10].
3. *Eliminasi* adalah menghapus duplikasi kata yang memiliki fitur yang sejenis, dan hanya satu kata disimpan dalam array pada data yang sama[11].
4. *Filtering* dilakukan dengan menghilangkan stoplist atau kata-kata yang tidak mempunyai arti, seperti kata "yang" dan "dari", atau kata-kata yang ada dalam wordlist [12].

D. Penerapan Content Based Filtering

Metode *Content Based Filtering* (CBF) berfokus pada kemiripan item profile[3]. Metode CBF pada penelitian ini akan merekomendasikan daftar restoran yang mempunyai item profil yang mirip dengan restoran yang dipilih oleh pengguna saat mereka memilih. Adapun tahapannya sebagai berikut :

1. Menghitung Nilai TF-IDF

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) adalah metode pembobotan yang menggabungkan model *Term Frequency* (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF)[9]. Metode ini menentukan bobot setiap kata yang dianalisis. Tahap TF menentukan bobot setiap kata dalam dokumen berdasarkan jumlah kali munculnya. Tahap IDF mengurangi dominasi kata yang sering muncul di banyak dokumen. Adapun persamaan 1 adalah persamaan TF-IDF.

$$TF - IDF = TF(t, d) \times IDF(t, D) \quad (1)$$

2. Menghitung *Cosine Similarity*

Untuk mengetahui seberapa mirip satu item dengan yang lain, perhitungan yang biasa digunakan adalah *cosinus similarity*. *Cosine similarity* dihitung berdasarkan sudut antara dua vektor, w_c dan w_s , yang merupakan representasi dari deskripsi pada ruang koordinat yang dapat dilihat pada persamaan 2[11].

$$U(c, s) = \cos(w_c, w_s) \quad (2)$$

E. Evaluasi

Salah satu cara untuk menilai kinerja sistem adalah *matriks confusion*. Pada dasarnya, *matriks confusion* berisi data yang membandingkan hasil klasifikasi sistem dengan yang seharusnya[4]. Tabel 1 menjelaskan bahwa metode yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja sistem menggunakan akurasi dan presisi. Presisi adalah ketepatan antara pertanyaan pengguna dan jawaban sistem. Tingkat kedekatan antara nilai aktual dan prediksi dikenal sebagai akurasi[9]. Persamaan (2) dan (3) adalah rumus presisi dan akurasi.

TABEL I
CONFUSION MATRIX

		Nilai sebenarnya	
		TRUE	FALSE
Nilai Prediksi	TRUE	TP (True Positive)	FP (False Positive)
	FALSE	FN (False Negative)	TN (True Negative)

$$presisi = \frac{TP \text{ (total rekomendasi yang benar)}}{TP+FP \text{ (total rekomendasi yang di generate)}} \quad (3)$$

$$akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4)$$

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Metode penelitian diawali dengan pengumpulan data kuliner Kota Pontianak khususnya data tempat restoran atau rumah makan yang ada di Kota Pontianak. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data publik yang diambil dari *goole maps review*. Data rumah makan yang diseleksi terdiri dari 6 atribut seperti nama restoran, rating, harga, dan ulasan1, ulasan2, ulasan3. *Crawling* data menggunakan *www.apify.com* dengan menginput data 6 kecamatan di Kota Pontianak. Total data restoran Kota Pontianak terdiri dari 661 *record* data.

B. Pembentukan Profil Resto

Data restoran yang akan diambil sebagai data *profil resto* terdiri dari 6 atribut seperti nama restoran, rating, harga, dan ulasan1, ulasan2 dan ulasan3. Data ini disebut sebagai *profile resto* masing-masing restoran. Adapun *profil resto* dapat dilihat pada tabel 2 berikut.

TABEL II
PROFIL RESTO

Nama Restoran	Bebek Budjang
Rating	4.8
Harga	\$\$
Ulasan1	Pertama kali makan, pesan menu lewat website lumayan bagus ga bikin meja penuh."
Ulasan2	Tempat makan yang asik... Bisa bawa rekan kerja maupun keluarga
Ulasan3	Hal yang minim disana adalah lapangan parkir untuk motor & mobil yang sempit

C. Pre Processing

1. Proses Menghapus Fitur Yang Tidak Diperlukan

Pada proses *crawling* telah didapatkan 661 dataset, dengan 1 buah dataset memiliki 69 kolom atribut dalam proses *crawling* data. Penelitian ini hanya memerlukan beberapa kolom saja yang memberikan informasi penting yang disebut sebagai *profil resto* dengan atribut restoran, seperti nama restoran, rating, harga, dan ulasan1, ulasan2 dan ulasan3. Sehingga kita dapat menghapus semua kolom kecuali kolom-kolom tersebut.

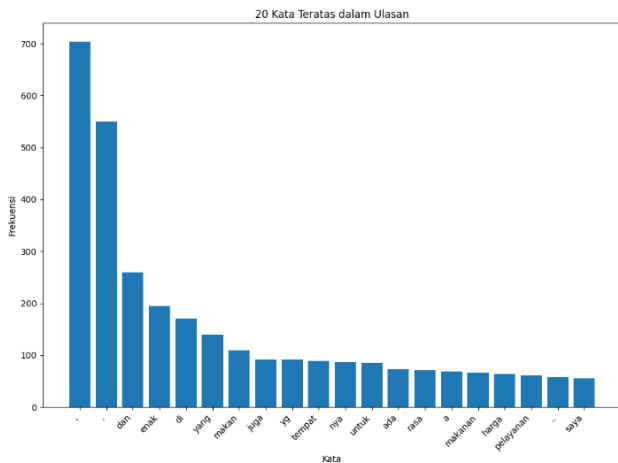
2. Cleaning Fitur

Pada fitur nama restoran, rating, harga, ulasan1,ulasan2, dan ulasan3 terdapat noise pada konten. Maka harus dibersihkan dengan cara menghapus data *null*. Pada tahap pra-proses data, data yang diperoleh harus melalui pra-proses teks untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki makna atau sering disebut dengan *stopwords*.

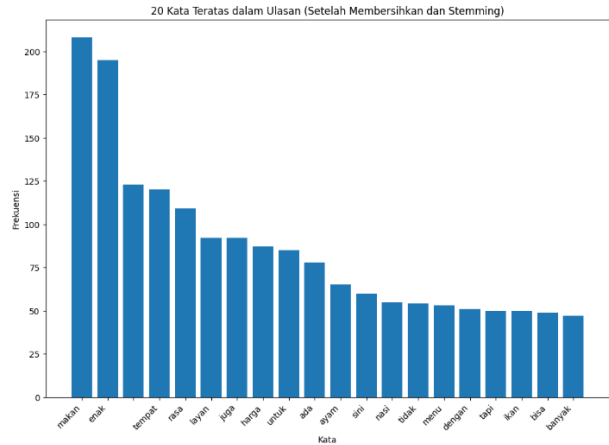
3. Stopwords

Stopwords pada atribut deskripsi akan dihilangkan dengan menggunakan *library* Sastrawi. Sastrawi merupakan *library* yang sering digunakan untuk menganalisis sebuah teks Bahasa Indonesia.

Gambar 2 menampilkan data dengan jumlah kata pada atribut ulasan sebelum diproses stopwords pada atribut deskripsi. Sedangkan Gambar 3 menampilkan data dengan jumlah kata pada atribut ulasan setelah diproses stopwords pada atribut deskripsi dengan menghilangkan kata-kata yang tidak bermakna. Tampak pada Gambar 3, 20 kata teratas dengan jumlah kata terbanyak “makan” berjumlah lebih dari 200.



Gambar 2. Jumlah kata sebelum dihilangkan *stopword*

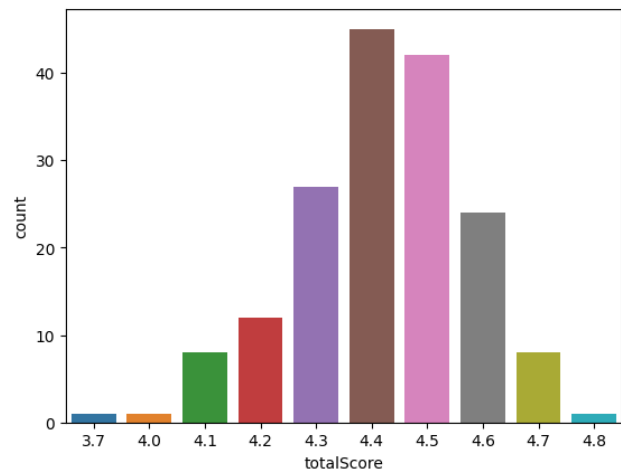


Gambar 3. Jumlah kata setelah dihilangkan *stopword*

D. Statistik Ulasan Restoran

Pada penelitian ini, dilakukan analisis terhadap data ulasan restoran, rating dan harga restoran di Kota Pontianak. Sebanyak 661 data restoran yang tercatat dalam dataset. Dalam penelitian ini, difokuskan pada atribut tertentu untuk mendapatkan wawasan lebih mendalam terkait preferensi pengguna terhadap restoran di Kota Pontianak. Berikut ini adalah statistik deskriptif untuk memberikan gambaran tentang pengalaman pengguna terhadap restoran di Kota Pontianak.

Terlihat pada Gambar 4, Statistik *Rating* Restoran Kota Pontianak menunjukkan rating paling banyak yaitu 4.6 dengan total jumlah restoran yang memiliki rating tersebut sekitar 45 restoran.



Gambar 4. Statistik rating restoran kota pontianak

Gambar 5 adalah word cloud dari ulasan pengguna untuk setiap restoran di Kota Pontianak. Ukuran kata dalam word cloud dapat mencerminkan frekuensi kata tersebut dalam ulasan. Ini membantu melihat kata-kata kunci atau tema umum yang terkait dengan setiap restoran di Kota Pontianak.



Gambar 5. Word cloud restoran Kota Pontianak

Setelah dilakukan *preprocessing* data dan memberikan data statistik deskriptif. Berikut adalah kode untuk memodelkan dengan metode CBF dengan menggunakan preferensi pengguna *rating*, harga, dan ulasan.

E. Penerapan Content Based Filtering

Model yang akan digunakan penelitian ini yaitu menggunakan pendekatan CBF menggunakan *TF-IDF Vectorizer* untuk menghitung bobot setiap kata . Selanjutnya dicari *nilai cosine similarity* digunakan sebagai dasar pada beberapa data untuk direkomendasikan kepada pengguna sebagai referensi ke informasi yang digunakan sebelumnya. Tujuan dari CBF adalah untuk memprediksi kemiripan sejumlah informasi yang diterima pengguna. Adapun berikut adalah penerapan CBF sebagai berikut:

1. Penggabungan Kolom

Pembuatan kolom baru bernama 'features' yang berisi gabungan dari kolom 'nama restoran', 'harga', 'rating', 'ulasan1', 'ulasan2', 'ulasan3' dalam bentuk string.

2. TF-IDF Vectorization

TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) untuk menghitung bobot kata-kata dalam kolom teks 'features'. Matriks TF-IDF dihasilkan menggunakan *fit_transform* pada data 'features' sesuai persamaan 1.

3. Cosine Similarity.

Menghitung kemiripan antar entitas (atribut rating, harga, dan ulasan) berdasarkan matriks TF-IDF menggunakan metode *linear_kernel*[15]. Berikut adalah hasil dari *cosine similarity* nya atau kemiripan antar entitas

```
1 print (cosine_similarities)
[[1.          0.11604016  0.09294177  ... 0.10059939 0.07141982 0.06978897]
 [0.11604016  1.          0.10089037  ... 0.11503782 0.08906094 0.105902  ]
 [0.09294177  0.10089037  1.          ... 0.08302031 0.047699  0.07217578]
 ...
 [0.10059939 0.11503782 0.08302031  ... 1.          0.09182557 0.10672168]
 [0.07141982 0.08906094 0.047699  ... 0.09182557 1.          0.02182481]
 [0.06978897 0.105902  0.07217578  ... 0.10672168 0.02182481 1.          ]]
```

Gambar 6. Nilai cosine similarities

F. Pengujian

6 skenario pengujian dilakukan untuk melihat ketepatan hasil rekomendasi yang diberikan. Berikut skenario yang digunakan:

1) Skenario Pertama: Rekomendasi Restoran berdasarkan Harga dan Kategori

Pada skenario pertama, pengguna mencari restoran berdasarkan harga dan kategori yang sama atau restoran yang menyediakan layanan paling mendasar yaitu harga dengan kategori yang sejenis. Pengguna yang memilih restoran “MEGA d’Kitchen”. Maka sistem rekomendasi memberikan 5 daftar restoran yang serupa dengan deskripsi “MEGA d’Kitchen sebagai salah satu restoran dengan harga yang sejenis yaitu dengan skala \$\$\$. Gambar 7 adalah output yang diberikan oleh sistem rekomendasi pada saat pengguna memilih “MEGA d’kitchen”. Terlihat dari output yang dihasilkan 5 dari 5 rekomendasi restoran yang diberikan adalah restoran berdasarkan harga.

Rekomendasi untuk MEGA d’kitchen :		
	title	price
81	Restoran Gajah Mada	\$\$
20	D’Grill cafe & resto	\$\$
45	Crepe Signature	\$\$
34	KopiKoe & Dimsum Pot	\$\$
28	KFC Ahmad Yani Pontianak	\$\$

Gambar 7. Output sistem rekomendasi yang diberikan untuk pilihan MEGA d’kitchen

Kemudian pengguna yang memilih akomodasi “Kentava Pempek Palembang”, maka sistem rekomendasi memberikan 5 daftar akomodasi yang serupa dengan deskripsi “Kentava Pempek Palembang” sebagai salah satu restoran berdasarkan harga yang sejenis yaitu dengan skala \$. Gambar 8 adalah output yang diberikan oleh sistem rekomendasi pada saat pengguna memilih “Kentava Pempek Palembang”. Terlihat dari output yang dihasilkan 2 dari 5 rekomendasi akomodasi yang diberikan adalah restoran berdasarkan harga.

Rekomendasi untuk Kentava Pempek Palembang :		
	title	price
244	Ayam Pegasus Untan	\$\$
197	KULINER BPAS	\$
38	Ulam Singkil	\$\$
52	Ayam Penyet Bu Nina	\$\$
269	Ayam Gebuk Sambalado	\$

Gambar 8. Output Sistem rekomendasi yang diberikan untuk pilihan kentava pempek palembang

Pengujian terakhir dari skenario pertama, pengguna yang memilih restoran “Aston Pontianak Hotel & Convention Center”, maka sistem rekomendasi memberikan 5 daftar restoran yang serupa dengan deskripsi “Aston Pontianak Hotel & Convention Center” sebagai salah satu restoran berdasarkan harga yang sejenis \$\$\$. Gambar 9 adalah output yang diberikan oleh sistem rekomendasi pada saat pengguna memilih “Aston Pontianak Hotel & Convention Center”. Terlihat dari

output yang dihasilkan 4 dari 5 rekomendasi akomodasi yang diberikan adalah restoran berdasarkan harga.

```

Rekomendasi untuk Aston Pontianak Hotel & Convention Center :
      title price
511   Ayam Dadakan  $$
244   Ayam Pegasus Untan  $$
213   Ayam Geprek Zahra  $
293   Ayam Penyet Pegasus  $$
288   Warung Moro Seneng  $$
    
```

Gambar 9. Output sistem rekomendasi yang diberikan untuk pilihan aston pontianak hotel & convention center

2) *Skenario Kedua*: Rekomendasi Restoran berdasarkan Rating dan Ulasan

Pada skenario kedua, pengguna mencari restoran berdasarkan rating dan ulasan. Pengguna yang memilih restoran “RM Campago”, maka sistem rekomendasi memberikan 5 daftar restoran yang serupa dengan deskripsi RM Campago sebagai salah satu restoran dengan rating 4.0. Gambar 10 adalah output yang diberikan oleh sistem rekomendasi pada saat pengguna memilih “RM Campago”. Terlihat dari output yang dihasilkan 2 dari 5 rekomendasi akomodasi yang diberikan adalah hotel dengan rating yang tinggi berdasarkan deskripsi yang diberikan.

```

Rekomendasi untuk RM Campago :
      title  totalScore
142   Dapur Kepiting Pontianak  4.5
511   Ayam Dadakan  4.4
41    WARUNG MAKAN Ichiban Sushi  4.1
321   RM Salido  4.6
20    D'Grill cafe & resto  3.7
    
```

Gambar 10. Output Sistem rekomendasi yang diberikan untuk pilihan restoran rm campago

Pengguna yang memilih restoran “Ulam Singkil”, maka sistem rekomendasi memberikan 5 daftar akomodasi yang serupa dengan deskripsi “Ulam Singkil” sebagai salah satu restoran dengan rating 4.5 . Gambar 11 adalah output yang diberikan oleh sistem rekomendasi pada saat pengguna memilih “Ulam Singkil”. Terlihat dari output yang dihasilkan 4 dari 5 rekomendasi restoran yang diberikan adalah restoran dengan rating berdasarkan deskripsi yang diberikan.

```

Rekomendasi untuk Ulam Singkil :
      title  totalScore
269   Ayam Gebuk Sambalado  4.5
28    KFC Ahmad Yani Pontianak  4.4
60    Lawar Bali  4.4
268   Ayam Penyet Kremes Mba Aya  4.3
2     Kentava Pempek Palembang  4.5
    
```

Gambar 11. Hasil rekomendasi yang diberikan untuk pilihan restoran ulam singkil

Pengguna yang memilih restoran “Mercure Pontianak”, maka sistem rekomendasi memberikan 5 daftar restoran yang serupa dengan deskripsi restoran Mercure Pontianak sebagai sebagai salah satu restoran dengan rating 4.6. Gambar 12 adalah output yang diberikan oleh sistem rekomendasi pada saat pengguna memilih restoran “Mercure Pontianak”. Terlihat dari output yang dihasilkan

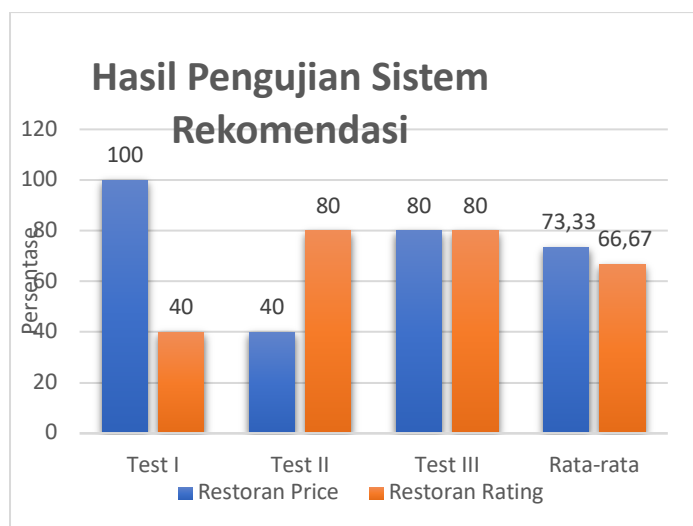
4 dari 5 rekomendasi restoran yang diberikan adalah restoran dengan rating berdasarkan deskripsi yang diberikan.

```

Rekomendasi untuk Warung Makan Mas Doyok :
      title  totalScore
511   Ayam Dadakan  4.4
29    KFC Gajah Mada Pontianak  4.4
207   Ayam Gepuk Imam Bonjol  4.3
213   Ayam Geprek Zahra  4.4
288   Warung Moro Seneng  4.1
    
```

Gambar 12. Hasil Rekomendasi yang diberikan untuk pilihan restoran mercure Pontianak

Dari 2 skenario di atas, maka terlihat dari gambar 13 bahwa rata-rata akurasi yang diberikan sistem rekomendasi yang dibangun adalah 73.33% dari rekomendasi restoran berdasarkan harga-ulasan, dan 67.67% dari rekomendasi restoran berdasarkan kategori-ulasan.



Gambar 13. Hasil pengujian 2 skenario dari sistem rekomendasi

G. Pengujian menggunakan Metrik Precision

Hasil dari rekomendasi diuji presisi dan akurasinya. Adapun pengujian ini menggunakan tiga threshold dengan nilai 0.92, 0.94, 0.97. Nilai parameter *threshold* didapat dari nilai median dari *cosine similarity* seluruh restoran. Dilakukan percobaan pada nilai *threshold* yang beragam. Jika *threshold* rendah maka semakin banyak jumlah rekomendasi restorannya. Sebaliknya, jika nilai *threshold* tinggi semakin sedikit jumlah rekomendasi restorannya.

Teknis pengujian dilakukan dengan cara membandingkan kesesuaian hasil rekomendasi restoran “Pondok Ale Ale” dengan restoran yang sesuai dengan kriteria harga, rangking, ulasan1, ulasan2, dan ulasan3. Kriteria harga, rangking dan ulasan menjadi data pembanding. Daftar restoran yang termasuk dalam kriteria harga, rangking dan ulasan sejumlah 135 restoran tersaji dalam Tabel 3.

TABEL III
DAFTAR RESTORAN BERDASARKAN KRITERIA HARGA, KRITERIA, DAN ULASAN

NO	Nama Restoran	sim (A,B)
1	Lawar Bali	0.9535
2	KFC Ahmad Yani Pontianak	0.9535
3	Crepe Signature	0.9535
...
132	Es Krim Angi	0.9535
133	Warung Murah Meriah	0.9435
134	RESTAURANT Coto Makassar Dg.Mufti	0.9428
135	Kedai Kak Ros	0.9359

TABEL IV
DATA HASIL REKOMENDASI

No	Rekomendasi restoran yang sama dengan pondok ale ale berdasarkan kategori harga dan rating dan ulasan		
	Threshold		
	0.92	0.94	0.97
1	D'Grill cafe & resto	D'Grill cafe & resto	D'Grill cafe & resto
2	Oto Bento Pontianak	Oto Bento Pontianak	Oto Bento Pontianak
9	Nasi Goreng Abu	Nasi Goreng Abu	Nasi Goreng Abu
...
11	Abang Kepiting	Abang Kepiting	Abang Kepiting
12	Kantin Digulis	Kantin Digulis	Kantin Digulis
13	Lawar Bali	Lawar Bali	
...	
74	Sate Kambing Muda "Pak Khaslan" KHAS SOLO	Sate Kambing Muda "Pak Khaslan" KHAS SOLO	
75	JLY Dessert	JLY Dessert	
...	...		
94	Masterpiece Signature Pontianak		
95	Es Krim Angi		

Tabel 3 digunakan sebagai acuan menghitung presisi dan akurasi dalam menentukan *True Positif* (TP) *False Positif* (FP), *False Negatif* (FN), *True Negative* (TN), dimana TP dihitung 1 jika restoran hasil rekomendasi termasuk restoran dengan harga murah, rangking tinggi dan ulasan baik. FP dihitung 1 jika restoran hasil rekomendasi tidak termasuk pada kategori harga murah, rangking tinggi dan ulasan baik. FN restoran yang termasuk dalam kategori harga murah, rangking tinggi dan ulasan baik tetapi tidak ditampilkan dalam rekomendasi. dan untuk TN restoran yang sama sekali tidak termasuk dalam hasil

rekomendasi maupun kategori harga rendah, rangking tinggi dan ulasan baik.

Pada Tabel 4, pengujian pertama nilai *threshold* nya 0.92. Restoran dengan similitas dibawah 0.92 tidak ditampilkan sebagai rekomendasi, sehingga didapatkan 95 daftar rekomendasi restoran. Rekomendasi yang dihasilkan selanjutnya dibandingkan dengan tabel 1. Hasil perbandingan menghasilkan restoran dengan hasil rekomendasi yang termasuk kedalam kriteria harga rendah, rangking tinggi, dan ulasan baik berjumlah 42 *dataset*.

Restoran hasil rekomendasi tidak termasuk pada kriteria harga rendah, rangking tinggi dan ulasan baik berjumlah 53 *dataset*. Salah satunya adalah : D'Grill cafe & resto, Oto Bento Pontianak, Warung Makan Ichiban Sushi, Warung Moro Seneng. Restoran yang termasuk dalam kriteria harga rendah, rangking tinggi dan ulasan baik tetapi tidak ditampilkan sebagai rekomendasi berjumlah 93 *dataset*. Restoran yang sama sekali tidak termasuk dalam hasil rekomendasi maupun kriteria harga rendah, rangking tinggi dan ulasan baik sebanyak 146 *dataset*.

Nilai hasil perbandingan selanjutnya dimasukkan ke dalam Tabel *confusion matrix* sehingga didapatkan nilai seperti pada Tabel 5.

TABEL V
CONFUSION MATRIX THRESHOLD 0.92

		Hasil Sebenarnya	
		TRUE	FALSE
Prediksi	TRUE	42	53
	FALSE	93	146

Berikut menghitung presisi dan akurasinya :

$$presisi = \frac{42}{42 + 53} = 0.442$$

$$akurasi = \frac{42 + 146}{42 + 146 + 53 + 93} = 0.562$$

Uji pertama menunjukkan presisi sebesar 0,442 dan akurasi sebesar 0,562. Uji kedua dan ketiga menunjukkan hasil yang sama, sehingga nilai rata-rata presisi dan akurasi tampak pada Tabel 6.

TABEL VI
TIGA SKENARIO UJI PENGUJIAN

Pengujian ke-	Threshold	Presisi	Akurasi
1	0.92	0.442	0.562
2	0.94	0.315	0.534
3	0.97	0.111	0.502
Rata-rata		0.289	0.532

Dari pengujian ke 1, 2 dan 3, didapat hasil pengujian ke-1 bawah nilai presisi dan nilai akurasi selisihnya masih kecil. Untuk pengujian ke-2 dan pengujian ke-3, nilai presisi dan nilai akurasi selisihnya semakin besar. Rata-rata hasil dari pengujian ke 1, 2 dan 3 didapatkan nilai presisi 0.289 dan akurasi mendapatkan 0.532. Rendahnya nilai

presisi sebesar 0.289 menunjukkan bahwa faktor jumlah data yang diuji masih terlalu sedikit dan metode pengujian yang dilakukan masih kurang. Terdapat beberapa faktor yang mungkin menyebabkan nilai akurasi ini masih di bawah standar yang diharapkan yaitu pertama, data yang diambil dari *Review Google Maps* mengandung *noise* atau informasi yang kurang akurat. Misalnya, ulasan atau rating yang tidak mencerminkan kualitas sebenarnya dari restoran. Kedua, preferensi individu dan kebiasaan makan bisa sangat bervariasi. Karena kompleksitas ini, maka sistem rekomendasi masih sulit memprediksi preferensi makanan masing-masing pengguna secara akurat.

V. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, dua skenario telah diimplementasikan dengan tujuan mengukur ketepatan rekomendasi informasi restoran yang dihasilkan. Pengujian dilaksanakan dengan menggunakan data publik yang terkait dengan restoran di Kota Pontianak, data ini diperoleh dari *Google Maps*. Dari hasil pengujian yang telah dilakukan, sistem rekomendasi yang telah dibangun berhasil mencapai tingkat akurasi rata-rata sebesar 73.33%. Lebih lanjut, penelitian ini menciptakan dua skenario berbeda, yaitu menampilkan rekomendasi restoran berdasarkan harga-ulasan dan berdasarkan rating-ulasan, di mana masing-masing skenario berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 66.67%. Perhitungan akurasi rata-rata 66,7% menunjukkan bahwa sistem rekomendasi yang dibangun masih memiliki ruang untuk ditingkatkan dalam memberikan rekomendasi yang lebih tepat dan relevan kepada pengguna. Pada pengujian *confusion matrix* dengan menggunakan tiga *threshold* menghasilkan rendahnya nilai presisi sebesar 0.289 menunjukkan bahwa faktor jumlah data yang diuji masih terlalu sedikit. Terdapat beberapa faktor yang mungkin menyebabkan nilai akurasi ini masih di bawah standar yang diharapkan yaitu pertama, data yang diambil dari *Review Google Maps* mengandung *noise* atau informasi yang kurang akurat. Misalnya, ulasan atau rating yang tidak mencerminkan kualitas sebenarnya dari restoran. Kedua, preferensi individu dan kebiasaan makan bisa sangat bervariasi. Karena kompleksitas ini, maka sistem rekomendasi masih sulit memprediksi preferensi makanan masing-masing pengguna secara akurat.

REFERENSI

- [1] S. Aisa and W. Piu, "Sistem Pelayanan Restoran Berbasis Android dan Web pada Ammatoa Resort Tanjung Bira," in *Prosiding Seminar Nasional Komunikasi dan Informatika #3 Tahun*, 2019, pp. 105–110.
- [2] M. Muhandi, A. Febriani, and Y. Oktavia, "Sistem Informasi Geografis Kuliner di Kota Pekanbaru Berbasis Web," *Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 2, pp. 44–50, 2019, [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:188716302>
- [3] M. Jozani, C. Z. Liu, and K.-K. R. Choo, "An Empirical Study of Content-Based Recommendation Systems in Mobile App Markets," *Decis Support Syst*, vol. 169, p. 113954, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.dss.2023.113954>.
- [4] A. S. Tewari, "Generating Items Recommendations by Fusing Content and User-Item based Collaborative Filtering," *Procedia Comput Sci*, vol. 167, pp. 1934–1940, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.215>.
- [5] M. Jozani, C. Z. Liu, and K.-K. R. Choo, "An Empirical Study of Content-Based Recommendation Systems in Mobile App Markets," *Decis Support Syst*, vol. 169, p. 113954, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.dss.2023.113954>.
- [6] R. J. Kuo and H.-R. Cheng, "A Content-Based Recommender System with Consideration of Repeat Purchase Behavior," *Appl Soft Comput*, vol. 127, p. 109361, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.109361>.
- [7] R. H. Mondy, A. Wijayanto, and Winarno, "Recommendation System With Content-Based Filtering Method For Culinary Tourism In Mangan Application," *ITSMART: Jurnal Ilmiah Teknologi dan Informasi*, vol. 8, no. 2, pp. 2541–5689, 2019.
- [8] Y. Afoudi, M. Lazaar, and M. Al Achhab, "Hybrid Recommendation System Combined Content-Based Filtering and Collaborative Prediction using Artificial Neural Network," *Simul Model Pract Theory*, vol. 113, p. 102375, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2021.102375>.
- [9] S. Multi Fani and R. Santoso, "Penerapan Text Mining Untuk Melakukan Clustering Data Tweet Akun Blibli Pada Media Sosial Twitter Menggunakan K-Means Clustering," *JURNAL GAUSSIAN*, vol. 10, no. 4, pp. 583–593, 2021, [Online]. Available: <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/>
- [10] T. Jamaluddin, M. Arif Bijaksana, and I. Asror, "Perbandingan Algoritma Sentencepiece BPE dan Unigram Pada Tokenisasi Artikel Bahasa Indonesia," in *e-Proceeding of Engineering*, 2020, pp. 8323–8331.
- [11] Ilhamsyah, S. Rahmayudha, I. Fakhruzi, F. Febrianto, A. C. Adi, and V. Gunawan, "Recommendation System for the Improvement of E-Government Services in the Tourism Sector of Pontianak City," in *2022 International Conference on ICT for Smart Society (ICISS)*, 2022, pp. 1–4. doi: 10.1109/ICISS55894.2022.9915103.
- [12] P. Damayanti, D. Purwitasari, and N. Suciati, "Eliminasi Data Non-Topic Menggunakan Pemodelan Topik untuk Peringkasan Otomatis Data Tweet dengan Konteks Covid-19," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, vol. 8, no. 1, pp. 199–208, 2021.
- [13] R. Victor Imbar, M. Ayub, and A. Rehata, "Implementasi Cosine Similarity dan Algoritma Smith-Waterman untuk Mendeteksi Kemiripan Teks."
- [14] K. Hartarto Muliadi and C. Citra Lestari, "Rancang Bangun Sistem Rekomendasi Tempat Makan menggunakan Algoritma Typicality Based Collaborative Filtering," *Techno.COM*, vol. 18, no. 4, pp. 275–287, 2019.
- [15] N. Arifin, U. Enri, and N. Sulistiyowati, "Penerapan Algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan TD-IDF N-Gram untuk Text Classification," *STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)*, vol. 6, no. 2, pp. 129–136, 2021.