

# Implementasi Metode *Content-Based Filtering* dan *Collaborative Filtering* pada Sistem Rekomendasi Wisata di Bali

*Implementation of Content-Based Filtering and Collaborative Filtering Method in the Tourism Recommendation System in Bali*

Ruvita Faurina<sup>1</sup>, Evlin Sitanggang<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Bengkulu  
Jl. W.R Supratman, Kandang Limun, Bengkulu  
Email: <sup>1</sup>ruvita.faurina@unib.ac.id, <sup>2</sup>evlinsitanggang1401@gmail.com

## Abstrak

Sektor pariwisata memiliki peran penting dalam perekonomian Bali. Pada bulan April 2023, kunjungan wisatawan ke Bali mencapai 411.510, meningkat 11,01% dari bulan Maret 2023 (sumber: Badan Pusat Statistik Bali). Untuk memperkenalkan destinasi wisata yang ada, Bali perlu menggunakan teknologi yang sedang berkembang seperti sistem rekomendasi. Dalam hal ini, digunakan metode *Content-based filtering* (CBF) dan *Collaborative Filtering* (CF). CBF memberikan rekomendasi berdasarkan preferensi pengguna terhadap kategori destinasi wisata, sementara CF menggunakan data histori rating dari pengguna lain untuk merekomendasikan destinasi yang disukai. Dataset terdiri dari 75 data detail destinasi wisata dan 3000 histori rating dari 100 pengguna. Pengujian dilakukan dengan membagi dataset menjadi 80% data training (2400 data) dan 20% data validasi (600 data), menggunakan 15 epoch dan batch size yang sesuai. Hasil terbaik menunjukkan performa loss sebesar 0.0589 dan RMSE sebesar 0.2427.

Kata kunci: sistem rekomendasi, destinasi wisata, Bali, *content-based*, *collaborative filtering*.

## Abstract

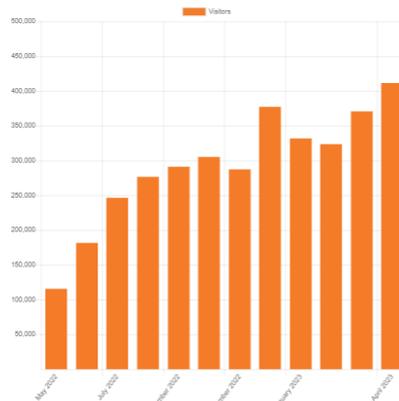
*The tourism sector plays a crucial role in Bali's economy. In April 2023, the number of tourist visits to Bali reached 411,510, an increase of 11.01% compared to March 2023 (source: Bali Central Statistics Agency). To promote the existing tourist destinations, Bali needs to utilize emerging technologies such as recommendation systems. In this case, Content-based filtering (CBF) and Collaborative Filtering (CF) methods are employed. CBF provides recommendations based on user preferences for different categories of tourist destinations, while CF utilizes historical rating data from other users to recommend destinations that are liked by users with similar preferences. The dataset consists of 75 detailed data on tourist destinations and 3000 historical ratings from 100 users, obtained from the Kaggle website. The testing is conducted by dividing the dataset into 80% training data (2400 data) and 20% validation data (600 data), using 15 epochs and an appropriate batch size. The best results show a performance loss of 0.0589 and an RMSE (Root Mean Square Error) of 0.2427.*

*Keywords: recommendation system, tourist destinations, Bali, content-based, collaborative filtering.*

## 1. PENDAHULUAN

Pariwisata adalah perjalanan mengunjungi tempat wisata untuk rekreasi atau tujuan tertentu. Data pariwisata menunjukkan peningkatan yang signifikan dari sektor pariwisata Indonesia. Data kepariwisataan Indonesia dapat menunjukkan peningkatan jumlah kunjungan wisatawan ke tempat wisata setiap tahunnya [1]. Tidak hanya pariwisata Indonesia yang mengalami perkembangan, namun pariwisata di Bali telah berkembang di berbagai sektor pariwisata. Wisatawan mancanegara (wisman) yang datang langsung ke Provinsi Bali pada bulan

April 2023 tercatat naik 11,01% dari bulan sebelumnya. Wisatawan yang berasal dari Australia mendominasi kedatangan wisman ke Bali di bulan April 2023 sebesar 24,97 % [2].



Gambar 1. Kedatangan wisatawan ke Bali 2022-2023

Pariwisata terus berkembang pesat, baik berupa wisata alam seperti gunung, sungai, laut, danau, pantai, maupun wisata budaya seperti museum, benteng, situs sejarah dan lain-lain. Namun, karena terlalu banyaknya informasi yang tersedia, sulit bagi wisatawan untuk menemukan destinasi wisata di Bali yang sesuai dengan kebutuhannya. Selain itu keterbatasan informasi mengenai harga tiket, waktu tempuh, popularitas dan informasi penting lainnya menjadi masalah lain yang dihadapi wisatawan. Masalah ini menyulitkan para wisatawan terutama yang baru pertama kali mengunjungi Bali dalam memperkirakan budget dan waktu yang dibutuhkan. Untuk mengatasi masalah tersebut dan meningkatkan kepuasan wisatawan dan industri pariwisata secara keseluruhan khususnya di Bali, diperlukan sistem rekomendasi yang dapat merekomendasikan destinasi wisata sesuai preferensi pengguna. Sistem Rekomendasi adalah alat dan teknik perangkat lunak yang menyediakan saran untuk *item* yang akan berguna untuk pengguna [3].

Dalam pembuatan sistem rekomendasi terdapat berbagai macam metode yang dapat digunakan. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Collaborative Filtering* (CF) dan *Content-based filtering* (CBF). Metode *Content-based filtering* (CBF) memprediksi apa yang disukai pengguna sekarang dengan melihat apa yang disukai pengguna di masa lalu. Sistem akan mencari kesamaan antara isi objek dengan profil pengguna. Semakin mirip objeknya, semakin direkomendasikan untuk pengguna [4]. Dalam penelitian ini, metode *Content-based filtering* (CBF) ini digunakan untuk memberikan rekomendasi berdasarkan preferensi kriteria jenis wisata yang diminati wisatawan. Sedangkan metode *Collaborative Filtering* (CF) adalah sebuah metode rekomendasi yang memanfaatkan data pengguna dengan preferensi serupa untuk informasi spesifik yang akan memiliki respons serupa terhadap detail lainnya [5]. Dalam penelitian ini *Collaborative Filtering* (CF) digunakan untuk memberi rekomendasi pada fitur “*more like this*”.

Dalam mengembangkan sistem rekomendasi destinasi wisata di Bali, penelitian ini merujuk pada sejumlah penelitian terdahulu yang telah memberikan kontribusi berharga dalam pengembangan sistem serupa. Salah satu penelitian yang relevan adalah yang dilakukan oleh Muhammad Ilhamil Mi’Roj pada tahun 2023, yang mengaplikasikan metode Item-Based Collaborative Filtering untuk membangun sistem rekomendasi pariwisata di Kabupaten Sidoarjo. Penelitian ini berhasil menciptakan sistem yang mampu merekomendasikan tempat wisata dengan tingkat error sebesar 16% [6]. Selain itu, penelitian oleh Muhamad Naufal Syaiful Bahri dan tim pada tahun 2022 mengenai implementasi sistem rekomendasi makanan melalui aplikasi EatAja menggunakan metode Collaborative Filtering juga memberikan wawasan berharga. Dalam pengujian akurasi menghasilkan nilai *Mean Absolute Error*(MAE) sebesar 0,96823 akurasi sistem rekomendasi mencapai 80.93% [7]. Selanjutnya, penelitian oleh Mufidatul Islamiyah, Puji Subekti, dan Titania Dwi Andini pada tahun 2019 yang memanfaatkan metode Item Based

Collaborative Filtering untuk merekomendasikan tempat wisata di Kabupaten Malang, berhasil mencapai tingkat error sebesar 3.8% dan nilai akurasi sebesar 86,35% [8]. Kemudian penelitian oleh R.A. Nugroho, dkk yang menggunakan pendekatan *Collaborative Filtering* (CF) dalam penelitian mereka. Langkah-langkah dalam metode ini meliputi: pertama, mereka mengumpulkan data berupa matriks *item* pengguna terkait destinasi wisata di Provisnsi Daerah Istimewa Yogyakarta. Kemudian, mereka mencari kemiripan antar *item* berdasarkan matriks tersebut, dengan tujuan untuk mengidentifikasi kesamaan antar destinasi wisata. Setelah itu, mereka memilih top N neighbor (destinasi) yang memiliki kesamaan tertinggi dengan destinasi yang ingin direkomendasikan. Langkah terakhir, dengan menggunakan informasi dari destinasi-destinasi tetangga, mereka memprediksi dan merekomendasikan destinasi wisata kepada pengguna berdasarkan preferensi pengguna sebelumnya. Dalam penelitian ini, R.A. Nugroho, dkk. berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 0,6293 [4]. Hasil penelitian sebelumnya juga menunjukkan bahwa metode rekomendasi berbasis kolaboratif memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam pengembangan sistem rekomendasi untuk destinasi wisata. Oleh karena itu, peneliti memutuskan untuk mengadopsi pendekatan *Collaborative Filtering* (CF) dalam mengembangkan sistem rekomendasi destinasi wisata di Bali. Referensi-referensi ini akan menjadi landasan penting dalam pengembangan sistem rekomendasi destinasi wisata di Bali, dengan fokus pada metode Collaborative Filtering sebagai pendekatan utama.

Batasan topik pembahasan pada penelitian ini adalah dataset berupa data detail sebuah destinasi wisata, seperti nama tempat, deskripsi, alamat, harga *weekend* dan *weekday*, gambar, koordinat, kabupaten, dan kategori. Kemudian data histori *rating user* berisi id tempat wisata, nama tempat wisata dan nilai *rating* yang diberikan *user*. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menyarankan atau memberikan rekomendasi tempat wisata kepada *user* baik berdasarkan preferensi jenis wisata yang diinginkan *user*, maupun kesamaan tempat wisata yang disukai *user* dengan *user* lain.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Sistem Rekomendasi

Sistem rekomendasi adalah alat dan teknik perangkat lunak yang memberikan saran untuk item yang dapat digunakan oleh pengguna. Secara umum, sistem rekomendasi didefinisikan sebagai sistem pendukung yang membantu pengguna untuk menemukan informasi, produk, dan layanan dengan menggabungkan dan menganalisis saran dari pengguna lain, yang berarti meninjau dari beberapa pihak dan atribut pengguna. Sistem rekomendasi telah menjadi bidang penelitian yang penting sejak munculnya makalah pertama tentang *Collaborative Filtering* pada pertengahan 1990-an. Tujuan dari sistem rekomendasi adalah untuk menghasilkan rekomendasi yang berguna bagi pengguna atas barang atau produk yang paling bermanfaat bagi pengguna. Sistem Rekomendasi menurut Melville dan Sindhvani (2010) terbagi menjadi 3 jenis, yaitu: *Content-based Filtering*, *Collaborative Filtering* dan *Hybrid-based Filtering* [9].

### 2.2 Content-based filtering (CBF)

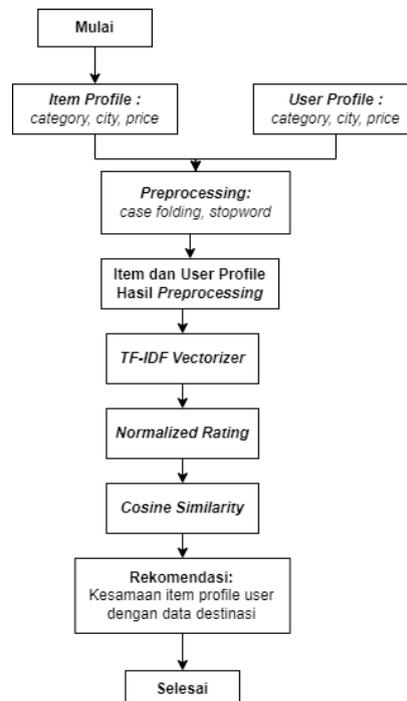
Metode *content based filtering* biasanya digunakan untuk mencari kesamaan antar dokumen dengan menggunakan istilah yang terdapat pada item tersebut. Sistem rekomendasi dengan *metode content-based filtering* merekomendasikan item yang mirip dengan item sebelumnya yang disukai atau dipilih oleh pengguna. Kemiripan item dihitung berdasarkan pada fitur-fitur yang ada pada item yang dibandingkan. [10]. Namun pada penelitian ini, *content based filtering* akan digunakan untuk menghitung kemiripan antara data kriteria referensi wisata yang dimiliki *user* dengan data destinasi wisata di dalam dataset. Kemudian preferensi dibagi dengan menggabungkan data deskripsi tempat yang disukai pengguna. Kemudian akan dibandingkan dengan setiap destinasi yang tidak memiliki rating. Kemiripan item dengan preferensi sangat mempengaruhi nilai yang diperoleh item tersebut. Pada *project* kali ini *content-based filtering* digunakan untuk memberikan rekomendasi wisata berdasarkan data preferensi minat pengguna

dalam kategori wisata yang diinginkan. Ilustrasi proses metode *content-based filtering* ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Ilustrasi Proses Metode Content Based Filtering

Metode ini digunakan saat akan memberikan rekomendasi kepada wisatawan berdasarkan referensi minat wisata yang diinginkan. Wisatawan akan diminta mengisi sebuah formulir setelah registrasi yang berisi kategori wisata, kabupaten wisata di Bali, dan kisaran harga tempat wisata yang diinginkan. Metode *Content-based filtering* (CBF) tersebut terdapat pada gambar 3.



Gambar 3. Flowchart Implementasi Content-Based Filtering (CBF)

### 2.2.1 Item Profile

Tahap ini akan mengambil data destinasi yang diproses untuk mengubah atribut *category*, *city*, dan *price* menjadi tag yang lebih spesifik, dan beberapa kolom yang tidak diperlukan dihapus. Dimana data ini nantinya akan dijadikan acuan untuk melihat kesamaan preferensi minat kriteria wisata yang diinginkan *user*.

### 2.2.2 User Profile

Tahap ini *user* akan diminta untuk memilih beberapa kategori jenis destinasi wisata yang diinginkan, yang bisa dijadikan sebagai acuan untuk memberikan rekomendasi berbasis

konten. Dalam objek pertama yang dipilih adalah *category* yang terdiri dari 8 *item* yaitu, *Agrotourism*, *Culture*, *Religious*, *Shopping*, *Nature*, *Beach*, *Biodiversity*, dan *Recreation*. Objek kedua yaitu *city* yang merupakan 8 kabupaten di Bali, yaitu Badung, Bangli, Buleleng, Denpasar, Gianyar, Karangasem, Klungkung, dan Tabanan, serta objek terakhir yaitu *price* dengan kategori *free*, *middle*, dan *expensive* dengan ukuran harga masing-masing.

### 2.2.3 Preprocessing

- *Case folding*, adalah konversi karakter dari huruf besar ke huruf kecil [11].
- *Stopword removal*, adalah penghapusan kata-kata umum yang rendah konten informasi [12].

### 2.2.4 TF-IDF Vectorizer

Menginisialisasi objek *TfidfVectorizer* dari *library scikit-learn* untuk mengubah kumpulan teks pada kolom *Tags* yang berisi kumpulan data pada kolom *category*, *city*, dan *price* menjadi representasi vektor menggunakan metode TF-IDF. *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) adalah metode yang digunakan untuk menghitung bobot setiap kata yang telah diekstraksi. TF-IDF digunakan untuk menghitung kata-kata umum dalam pencarian informasi [13].

### 2.2.5 Normalized Rating

Melakukan normalisasi pada kolom *Rating* dengan menggunakan rumus *Min-Max Scaling*. *Min-Max normalization* merupakan metode normalisasi dengan melakukan transformasi linier terhadap data asli sehingga menghasilkan keseimbangan nilai perbandingan antar data saat sebelum dan sesudah proses [14]. Metode ini dapat menggunakan rumus sebagai berikut :

$$\text{Normalized}(x) = \frac{\text{minRange} + (x - \text{minValue}) * (\text{maxRange} - \text{minRange})}{\text{maxValue} - \text{minValue}} \quad (1)$$

### 2.2.6 Cosine Similarity

Perhitungan *cosine similarity* antara vektor *inputan user (user profile)* dan matriks TF-IDF (*item-profile*), pengalihan skor dengan nilai *rating* yang sudah dinormalisasi untuk menghitung kemiripan antara dua vektor, dan pengurutan serta pemilihan *top\_n* tempat dengan skor tertinggi. Secara umum, fungsi *similarity* adalah fungsi yang menerima dua buah objek berupa bilangan riil (0 dan 1) dan mengembalikan nilai kemiripan (*similarity*) antara kedua obyek tersebut berupa bilangan riil. Jika kedua objek memiliki nilai similaritas 1, maka kedua objek dikatakan identik dan sebaliknya. Semakin besar hasil dari fungsi *similarity*, maka kedua objek yang dievaluasi dianggap semakin mirip dan sebaliknya [15].

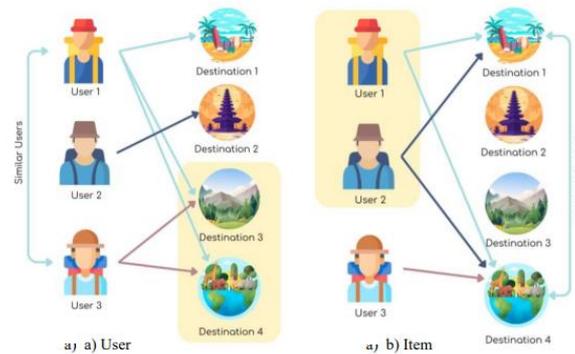
### 2.2.7 Rekomendasi

Memberikan 10 rekomendasi wisata berdasarkan preferensi pengguna untuk *item* yang memiliki skor kemiripan tertinggi.

## 2.3 Collaborative Filtering (CF)

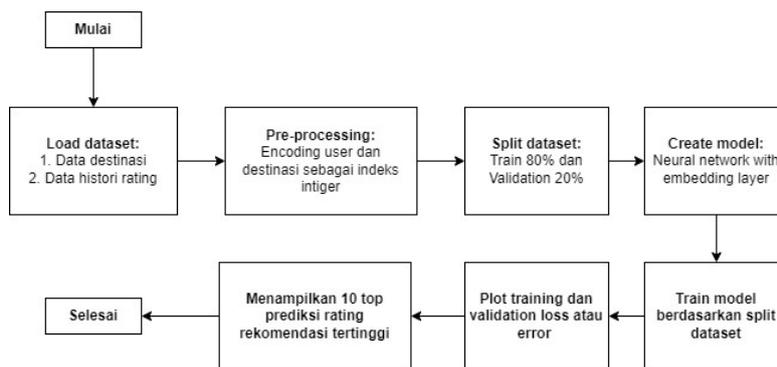
*Collaborative Filtering* adalah salah satu algoritma populer yang digunakan untuk membangun sistem rekomendasi. *Collaborative filtering* adalah teknik yang paling banyak digunakan pada sistem rekomendasi. Seperti namanya, *collaborative filtering* bekerja dengan cara menjumlahkan rating atau pilihan dari suatu produk, menemukan profil / pola *user* dengan melihat *history rating* yang diberikan *user*, dan menghasilkan suatu rekomendasi baru

berdasarkan perbandingan antar pola *user* [16]. Pada project ini metode yang digunakan adalah *collaborative filtering*. Sebagai metode yang banyak diadopsi dalam sistem rekomendasi, *collaborative filtering* dibagi menjadi 4 metode: *user-based*, *item-based*, *model-based* dan *fusion-based approach*. Metode *Collaborative Filtering* menggunakan rating sebagai dasar prediksi rating. Pendekatan *item based* ide dasarnya adalah melakukan pencocokan setiap item yang dinilai/rating pengguna dengan item serupa, lalu menggabungkan item serupa tersebut ke dalam daftar rekomendasi. Sedangkan pendekatan *user based* ide dasarnya adalah memprediksi item yang mungkin disukai pengguna berdasarkan penilaian yang diberikan pada item tersebut oleh pengguna lain yang memiliki selera yang sama dengan pengguna target. Ilustrasi perbedaan proses metode *collaborative filtering* dengan pendekatan *user based* dan *item based* ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Ilustrasi Proses Metode Collaborative Filtering

*Collaborative Filtering* mencoba memprediksi apa yang disukai pengguna dengan membandingkan profil pengguna satu sama lain. Dalam Penyaringan Kolaboratif, informasi tentang preferensi pengguna sangat penting. Jika terlalu sedikit informasi tentang preferensi pengguna, sistem akan mengalami masalah sehingga tidak dapat memprediksi dengan baik [4]. Untuk mendapatkan rekomendasi, perlu dibuat sebuah *embedding* yang merepresentasikan hubungan antara pengguna dengan tempat wisata. Hasil dari dimensi pertama adalah matriks, dimana pengguna adalah baris, dan kolom adalah tempat wisata. Gambar 5 adalah deskripsi sistem dari proses *embedding*.



Gambar 5. Flowchart Implementasi Collaborative Filtering (CF)

### 2.3.1 Load Dataset

Data diambil dari survei terhadap 100 responden. Responden memberikan penilaian terhadap 30 destinasi wisata di Bali. *Rating* diberikan dengan skala linkert dari satu sampai lima. Dataset terdiri dari dua file dengan atribut yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Atribut Dataset

File	Atribut
Destinasi	<i>Place_Id, Place_Name, Description, Category, City, Rating, Weekend_Price, Weekday_Price, Gambar, Coordinate, Alamat</i>
User	<i>User_Id, Place_Id, Nama Tempat, Place_Rating</i>

### 2.3.2 Preprocessing

Pada tahap ini dilakukan beberapa penghapusan kolom pada dataset destinasi yaitu *Weekend\_Price, Weekday\_Price, Gambar, Coordinate, dan Alamat*. Kemudian *preprocessing* berikutnya adalah melakukan proses *encoding* dengan mengubah *Place\_Id* dan *User\_Id* menjadi representasi angka unik, dan melakukan mapping dengan *dictionary* seperti pada gambar 6.

```
list User_Id: [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, ...]
encoded User_Id : {1: 0, 2: 1, 3: 2, 4: 3, 5: 4, ...}
list Place_Id: [2, 7, 8, 12, 13, 19, 23, 25, 31, ...]
encoded Place_Id: {2: 0, 7: 1, 8: 2, 12: 3, 13: 4, ...}
```

Gambar 6. Contoh proses encoding *User\_id* dan *Place\_Id*

### 2.3.3 Split Dataset

Data perlu dipecah menjadi *training* dan *testing*. Perbandingan dilakukan untuk mengetahui apakah sistem yang dibuat sesuai dengan peran rekomendasi yang menjadi tujuan. Pisahkan data *training* dan *validation* menggunakan persentase 80:20.

### 2.3.4 Create Model

Proses *Collaborative Filtering* (CF) menggunakan data *user* dan destinasi. Proses kolaboratif terjadi pada model yang dibangun menggunakan *neural network*. Model ini merupakan *library* turunan dari *Keras Tensorflow, library* pada python [17]. Jaringan syaraf tiruan yang digunakan memiliki arsitektur yang ditunjukkan pada Gambar. 7.

```
Model: "recommender_net"
Layer (type) Output Shape Param #
-----
embedding (Embedding) multiple 1600
embedding_1 (Embedding) multiple 100
embedding_2 (Embedding) multiple 1200
embedding_3 (Embedding) multiple 75
-----
Total params: 2,975
Trainable params: 2,975
Non-trainable params: 0
```

Gambar 7. Arsitektur *Neural Network Collaborative Filtering* (CF)

Sistem *Collaborative Filtering* yang dibahas dalam penelitian ini menggunakan Dataset Bali Tourism untuk merekomendasikan tempat wisata kepada pengguna. Dataset tersebut berisi *rating* yang diberikan oleh pengguna terhadap tempat wisata di Bali. Tujuan utama sistem ini adalah memprediksi *rating* untuk tempat wisata yang belum dikunjungi oleh pengguna. Dalam arsitektur neural network yang digunakan, terdapat empat lapisan yang meliputi lapisan *user* (*user embedding layer*), lapisan *user\_bias*, lapisan tempat (*place embedding layer*), dan lapisan *place\_bias*.

### 2.3.5 Training Model

Langkah selanjutnya adalah melakukan proses *training* menggunakan *neural network* yang telah dimodifikasi. Proses *training* dan validasi menggunakan beberapa parameter,

inisialisasi bobot menggunakan *He\_normal* untuk mengatur nilai awal (bobot) matriks *embedding* dengan mempertimbangkan ukuran *layer* yang digunakan, aktivasi *sigmoid*, dengan *learning rate*, *Adam optimizer*, dan *epoch* 15.

### 2.3.6 Training dan validation error

Data *training* dan validasi menghasilkan performansi berupa *root mean square loss*, dan *validation root mean square error*. Berikut rumus dari *Root Mean Square Error* (RMSE).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y})^2} \quad (2)$$

$y_i$  = Prediksi nilai  $y$  ;  $N$  = Jumlah data ;  $y$  = Nilai  $y$  sebenarnya

### 2.2.7 Rekomendasi destinasi wisata

Pada langkah terakhir, sistem menyajikan 10 rekomendasi destinasi wisata terbaik kepada pengguna. Rekomendasi ini didasarkan pada prediksi *rating* yang diberikan oleh model. Tempat wisata yang memiliki prediksi *rating* tertinggi dipilih sebagai rekomendasi utama. Dengan demikian, pengguna dapat menemukan dan menjelajahi destinasi wisata yang memiliki kemungkinan tinggi untuk mendapatkan pengalaman yang menyenangkan dan memuaskan.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Content-based filtering (CBF)

Dalam tahap implementasi *Content-based Filtering* (CBF), proses dimulai dengan *preprocessing* data untuk mempersiapkan dataset destinasi wisata. Langkah pertama adalah menghitung nilai TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) untuk setiap kata dalam deskripsi destinasi. Kemudian, vektor TF-IDF ini digunakan untuk merepresentasikan setiap destinasi dalam dataset. Setelah *preprocessing*, model *Content-based Filtering* (CBF) dapat menerima preferensi pengguna dalam bentuk *input*, seperti jenis wisata yang diminati (misalnya "*beach*" dan "*shopping*") serta kriteria lain seperti harga dan lokasi. Sistem menghitung kesamaan antara vektor preferensi pengguna dan vektor hasil perhitungan TF-IDF untuk setiap destinasi. Destinasi yang memiliki kesamaan tertinggi dengan preferensi pengguna dianggap sebagai rekomendasi yang paling cocok. Hasil keluaran dari model *Content-based Filtering* (CBF) diilustrasikan dalam Gambar 8.

```

    Enter the category: beach, shopping
    Enter the city: badung
    Enter the price category: free
    Recommended places:
    Agung Bali
    Pabrik Kata-Kata Joger
    Pantai Jimbaran
    Pantai Kuta
    Pantai Waterblow
    Pantai Seminyak
    Pantai Nusa Dua
    Pantai Canggu
    Pantai Double Six
    Pantai Dreamland
    
```

Gambar 8. Hasil keluaran model *Content-based Filtering* (CBF)

Dapat dilihat bahwa semua data rekomendasi wisata yang tampil memenuhi kategori *beach* dan *shopping* yang ada di Badung, dengan kriteria harga *Free*. Jika jumlah data yang sesuai dengan preferensi pengguna kurang dari 10, model akan memilih semua destinasi yang termasuk

dalam kategori "City" terlebih dahulu, tanpa memperhatikan kategori yang spesifik. Kemudian, model akan mencari destinasi wisata yang memiliki kesamaan nilai dengan kategori yang dipilih, tanpa memperhatikan lokasi kota. Ilustrasi contohnya dapat dilihat pada Gambar 9.

```

Enter the category: nature, shopping
Enter the city: bangli
Enter the price category: middle
Recommended places:
Wisata Air Panas Toya Bungkah
Air Terjun Tukad Cepung
Danau Batur
Gunung Batur
Kintamani Highland
Pura Keihen
Desa Wisata Penglipuran
Air Terjun Tegenungan
Pusat Kesenian Ukir Desa Mas
Galeri Seni Semar Kuning
    
```

Gambar 9. Hasil keluaran alternatif *Content-based Filtering* (CBF)

### 3.2 Collaborative Filtering (CF)

Pembahasan terhadap hasil penelitian dan pengujian yang diperoleh disajikan dalam bentuk uraian teoritik, baik secara kualitatif maupun kuantitatif. Dataset yang digunakan yaitu data sekunder yang didapatkan dari peneliti website *Kaggle* dan hasil *scrapping* dari beberapa sumber. Dengan pembagian data 75 data destinasi dan 3000 data histori rating. Modeling Dalam penelitian ini *Collaborative Filtering*. Melalui proses perbandingan epoch model dan evaluasi, akhirnya dipilih satu *epoch* terbaik berdasarkan hasil evaluasi.

#### 3.2.1 Hyperparameter

Nilai hyperparameter ditentukan pada model *Collaborative Filtering* yang dilakukan pada percobaan adalah *optimizer*, *batch size* dan *learning rate*. Pada Tabel 2 menjelaskan hyperparameter yang digunakan pada penelitian.

Tabel 2. *Hyperparameter*

<b><i>Hyperparameter</i></b>	
<b><i>Optimizer</i></b>	<i>Adam</i>
<b><i>Learning Rate</i></b>	0,001
<b><i>Batch Size</i></b>	5
<b><i>Epoch</i></b>	15
<b><i>Loss Function</i></b>	<i>Mean Squared Error</i>
<b><i>Callbacks</i></b>	<i>Early Stopping</i>
<b><i>Metrics</i></b>	<i>Root Mean Squared Error</i>

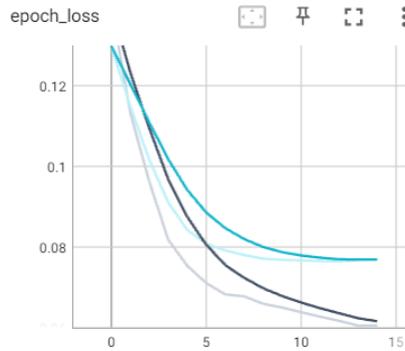
#### 3.2.2 Hasil Pengujian

Setelah dilakukan proses data *preprocessing*, selanjutnya adalah melakukan modeling terhadap model yang akan digunakan pada sistem rekomendasi wisata di Bali. Pada penelitian kali ini menggunakan jumlah *epoch* sebesar 15 dan *batch size* sebesar 5. Bisa dilihat hasil dari *training* model pada Tabel 3.

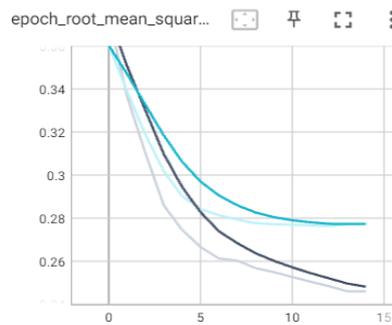
Tabel 3. Hasil *Training* model

<b><i>epoch/ ke-</i></b>	<b><i>loss</i></b>	<b><i>RMSE</i></b>	<b><i>val_loss</i></b>	<b><i>val_RMSE</i></b>
<b>10</b>	<b>0.0648</b>	<b>0.2545</b>	<b>0.0791</b>	<b>0.2812</b>
<b>15</b>	<b>0.0589</b>	<b>0.2427</b>	<b>0.0776</b>	<b>0.2785</b>

Dengan melihat *loss* dan RMSE yang terjadi saat proses *training* model dapat dikatakan baik untuk digunakan dalam sistem rekomendasi destinasi wisata di websie BALIMATE dengan *loss* dan *val\_loss* mencapai 0.05% dengan *epoch* 15 dan *batch size* 5. Untuk mengukur performa model *Collaborative Filtering* (CF) juga peneliti menggunakan grafik *tensorboard* dari *library tensorflow* dengan hasil sebagai pada Gambar 10 dan 11 berikut ini:



Gambar 10. Grafik Loss



Gambar 11. Grafik RMSE

Pada Gambar 10 dan 11 merupakan grafik yang menunjukkan nilai *loss* dan RMSE model menggunakan *epoch* 15 dan *batch size* 5. Berdasarkan hasil tersebut *Training* dan *Validation loss* dan RMSE mendekati angka 0. Hal ini menunjukkan performa model sangat baik dan tidak terdapat *overfitting* dan *underfitting*. Hasil keluaran model ini bisa dilihat seperti pada Gambar 12.

```

Showing recommendations in Bali for users: 37
=====
Destination with high ratings from user
-----
Gunung Batur
Aloha Ubud Swing
Batik Koleksi Sari Amerta
Pura Lempuyang
Pantai Atuh
-----
Top 10 place recommendation
-----
Bali Swing
Wisata Air Panas Toya Bungkah
Air Terjun Tukad Cepung
Air Terjun Aling-Aling
Bukit Wanagiri
Bali Bird Park
Galeri Seni Semar Kuning
Pantai Diamond
Pantai Kelingking
Jatiluwih Green Land
    
```

Gambar 12. Hasil keluaran model *Collaborative Filtering* (CF)

Model akan mengambil data *user* yang akan diberikan rekomendasi dan datanya akan diolah melalui model *Collaborative Filtering* (CF) untuk nantinya akan diberikan prediksi *rating* tempat wisata dengan nilai paling tinggi. Pada gambar 12 terdapat 5 data histori *rating* tertinggi *user* dengan id 37 dan dari data tersebut yang diolah melalui model, menghasilkan 10 tempat wisata di Bali yang direkomendasikan, yang memiliki prediksi *rating* paling tinggi dari tempat yang belum pernah dikunjungi.

#### 4. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan dari penelitian ini adalah berhasilnya pengembangan sistem rekomendasi destinasi wisata di Bali dengan menggunakan metode *Content-based Filtering* (CBF) dan *Collaborative Filtering* (CF). Tujuannya adalah untuk meningkatkan pengalaman pengguna dalam memilih destinasi wisata. Meskipun hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan RMSE validasi masih lebih besar dari 0.2, hal ini mengindikasikan adanya potensi peningkatan akurasi. Penelitian ini merekomendasikan penggunaan semua atribut data wisata untuk rekomendasi yang lebih spesifik dan menyarankan penelitian lanjutan yang membandingkan hasil dengan penelitian sebelumnya serta mengeksplorasi model alternatif dan penyetalan parameter lebih lanjut. Kesimpulan ini mendorong pengembangan ilmiah yang lebih baik untuk menciptakan sistem rekomendasi destinasi wisata yang lebih akurat dan efektif di Bali.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] BPS, “Peningkatan kunjungan wisatawan mancanegara pada April 2023 yang tumbuh 276,31 persen dibandingkan April 2022 dan Jumlah penumpang angkutan laut dalam negeri pada April 2023 naik 24,75 persen,” 2023. <https://www.bps.go.id/pressrelease/2023/06/05/1978/peningkatan-kunjungan-wisatawan-mancanegara-pada-april-2023-yang-tumbuh-276-31-persen-dibandingkan-april-2023-dan-jumlah-penumpang-angkutan-laut-dalam-negeri-pada-april-2023-naik-24-75-persen.html>.
- [2] BPS Bali, “Jumlah Wisatawan Asing ke Indonesia dan Bali, 1969-2022,” 2023. <https://bali.bps.go.id/statictable/2018/02/09/28/jumlah-wisatawan-asing-ke-bali-dan-indonesia-1969-2019.html>.
- [3] F. Ricci, L. Rokach, and B. Shapira, *Recommender Systems Handbook*. 2011.
- [4] R. Nugroho, A. Polina, and Y. Mahendra, “*Tourism Site Recommender System Using Item-Based Collaborative Filtering Approach*,” *Int. J. Appl. Sci. Smart Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 119–126, 2020, doi: 10.24071/ijasst.v2i2.2987.
- [5] H. J. Jun, J. H. Kim, D. Y. Rhee, and S. W. Chang, ““*SeoulHouse2Vec*’: *An embedding-based collaborative filtering housing recommender system for analyzing housing preference*,” *Sustain.*, vol. 12, no. 17, 2020, doi: 10.3390/SU12176964.
- [6] M. I. Mi’Roj, “Muhammad Ilhamil Mi’Roj pada tahun 2023, yang mengaplikasikan metode *Item-Based Collaborative Filtering* untuk membangun sistem rekomendasi pariwisata di Kabupaten Sidoarjo,” 2023.
- [7] M. Naufal *et al.*, “Implementasi Sistem Rekomendasi Makanan pada Aplikasi EatAja Menggunakan Algoritma *Collaborative Filtering*,” *J. MULTINETICS*, vol. 7, no. 2, pp. 177–185, 2021.
- [8] T. D. A. Mufidatul Islamiyah, Puji Subekti, “Pemanfaatan Metode *Based Collaborative Filtering* Untuk Rekomendasi Wisata Di Kabupaten Malang,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 13, no. 2, 2019, doi: <https://doi.org/10.32815/jitika.v13i2.70>.
- [9] F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira, P. B. Kantor, and F. Ricci, *Recommender Systems Handbook 123*. 2011.
- [10] V. Mellville, P and Sindhvani, “*Recomender Systems: Encyclopedia of machine learning ch:00338*,” *IBM Res. Cent.*, 2010.
- [11] H. T. Y. Achsan, H. Suhartanto, W. C. Wibowo, D. A. Dewi, and K. Ismed, “*Automatic*

- Extraction of Indonesian Stopwords,” Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 14, no. 2, pp. 166–171, 2023, doi: 10.14569/IJACSA.2023.0140221.
- [12] J. Kaur and P. Kaur Buttar, “A Systematic Review on Stopword Removal Algorithms,” *Int. J. Futur. Revolut. Comput. Sci. Commun. Eng.*, April, pp. 207–210, 2018, [Online]. Available: <http://www.ijfrcsce.org>.
- [13] S. A. Amira and M. I. Irawan, “Opinion Analysis of Traveler Based on Tourism Site Review Using Sentiment Analysis,” *IPTEK J. Technol. Sci.*, vol. 31, no. 2, p. 223, 2020, doi: 10.12962/j20882033.v31i2.6338.
- [14] D. A. Nasution, H. H. Khotimah, and N. Chamidah, “Perbandingan Normalisasi Data untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma K-NN,” *Comput. Eng. Sci. Syst. J.*, vol. 4, no. 1, p. 78, 2019, doi: 10.24114/cess.v4i1.11458.
- [15] R. H. Mondy and A. Wijayanto, “Recommendation System With Content-Based Filtering Method for Culinary Tourism in Mangan Application,” *ITSMART J. Ilm. Teknol. dan Inf.*, vol. 8, no. 2, pp. 65–72, 2019.
- [16] I. G. A. G. A. Kadyanan, “Perancangan Sistem Rekomendasi dalam Industri Kuliner di Bali,” *J. Ilm.*, vol. X, no. 1, pp. 1–6, 2017.
- [17] M. A. S. R. E. Nakhli, H. Moradi, “Movie Recommender System Based on Percentage of View,” *Knowledge-Based Eng. Innov. - KBEL*, pp. 656–660, 2019, doi: 10.1109/KBEL.2019.8734976.