

# Analisis Metode K-Nearest Neighbor Menggunakan Rapid Miner Untuk Sistem Rekomendasi Tempat Wisata Labuan Bajo

<sup>1</sup>Cherlina Helena P Panjaitan, <sup>2</sup>Lisda Juliana Pangaribuan, <sup>3</sup>Catra Indra Cahyadi  
<sup>1</sup>Politeknik Elbajo Commodus, <sup>2</sup>Universitas Mandiri Bina Prestasi, <sup>3</sup>Politeknik Penerbangan Palembang

<sup>1</sup>Labuhan Bajo, Indonesia, <sup>2</sup>Medan, Indonesia, <sup>3</sup>Palembang, Indonesia

[cherlinapanjaitan@poltekelbajo.ac.id](mailto:cherlinapanjaitan@poltekelbajo.ac.id), [lisdajuliana@gmail.com](mailto:lisdajuliana@gmail.com),  
[catraindracahyadi@gmail.com](mailto:catraindracahyadi@gmail.com)

Diajukan : 11/08/2022  
Diterima : 23/08/2022  
Dipublikasi : 25/08/2022

## ABSTRAK

Sistem rekomendasi tempat wisata memerlukan informasi untuk memilih tujuan perjalanan sebelum melakukan perjalanan ke tempat wisata tersebut. Labuan Bajo merupakan salah satu destinasi wisata di Indonesia yang sangat diminati masyarakat sehingga sangat membutuhkan rekomendasi tempat wisata. Penelitian ini bertujuan untuk membantu wisatawan Labuan Bajo mendapatkan rekomendasi tempat wisata sesuai dengan jenis wisata dan harga yang diinginkan. Penelitian ini menggunakan tiga variable sebagai kriteria yaitu aktifitas, jenis wisata dan jenis harga. Hasil pengujian menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbour* (KNN) dan aplikasi Rapidminer dengan nilai  $K=5$ , ditemukan akurasi sebesar 83,33%. Dari 18 data yang digunakan hanya ada 2 destinasi yang tidak sesuai dengan prediksi sedangkan 16 data lain sesuai dengan prediksi. Hasil analisa membuktikan bahwa metode KNN yang digunakan dapat menjadi acuan untuk merekomendasi tempat wisata kepada wisatawan di Labuan Bajo.

**Kata Kunci:** *K-Nearest Neighbour, Rapidminer, Confussion Matrix, Data Mining, Klasifikasi*

## I. PENDAHULUAN

Labuan Bajo merupakan salah satu kota destinasi pariwisata yang banyak diminati, sejak pemerintah menggalakkan 5 destinasi pariwisata super prioritas. Program pemerintah bidang pariwisata ini memberi dampak positif bagi Labuan Bajo sehingga jumlah wisatawan yang berkunjung ke Labuan Bajo meningkat. Banyaknya pilihan paket wisata dan jenis wisata di Labuan Bajo membuat wisatawan kesulitan dalam menentukan pilihannya sebab itu dibutuhkan sebuah sistem yang dapat memberikan rekomendasi tempat-tempat wisata agar para wisatawan yang akan berkunjung merasa puas dengan pilihan paket wisatanya. Sistem rekomendasi tempat wisata diharapkan mampu membantu para wisatawan memperoleh tempat-tempat yang menarik dan menjadi referensi berwisata sehingga wisatawan dapat membuat keputusan bagi perjalanan mereka.

Sistem rekomendasi merupakan aplikasi yang menampilkan usulan informasi dan menyediakan informasi fasilitas yang dibutuhkan pengguna untuk membuat suatu keputusan. (Joshua & Adhi, 2018). Sebab itu sistem rekomendasi memerlukan metode rekomendasi yang tepat agar tempat yang direkomendasikan sesuai dengan keinginan pelanggan. Sistem ini menggunakan metode rekomendasi, yang bertujuan untuk mencari suatu item dengan rating berdasarkan kemiripan dari karakteristik informasi pengguna itu sendiri. Algoritma *classification* yang akan mendukung kemampuan sistem rekomendasi dalam memberikan informasi yang sesuai, salah satunya adalah algoritma *K-Nearest Neighbor* (Suwirmayanti, 2017). Sistem rekomendasi yang dibangun menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk mencari kasus dengan menghitung kedekatan antara kasus baru dengan kasus lama yaitu berdasarkan pencocokan bobot dari

sejumlah atribut yang ada. Nearest Neighbor akan mengklasifikasikan hanya jika atribut dari kasus baru sesuai dengan salah satu atribut pada kasus lama (F. Ricci & Shapira, 2011).

## II. STUDI LITERATUR

Penulis memulai penelitian ini dengan melakukan studi kepustakaan dari beberapa penelitian dan sumber lain terkait penelitian ini. Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang menjadi studi literatur dalam penelitian ini. Dalam penelitiannya (Dinata, Fajriana, Zulfa, & Hasdyna, 2020) menggunakan delapan kriteria: yaitu akreditasi, fasilitas, fasilitas atletik, laboratorium, kegiatan ekstrakurikuler, biaya, tingkat kelas, dan masa studi dengan 140 data latih dan 60 data uji dan  $k = 5$  diperoleh nilai 79,62%. (Siregar U, Siregar R, & Arianto, 2019) melakukan penelitian untuk mengefisiensi pengolahan data komentar, dan analisis sentimen dengan menguji pengaruh  $k$  menggunakan 64 data uji dan 11, 20, 120 data latih diperoleh nilai akurasi rata-rata 94,23%. Menurut (Anshori, Putri, & Tibyan, 2018) algoritma *K-Nearest Neighbor* dapat membantu menyelesaikan permasalahan rekomendasi keminatan studi karena metode ini adalah sebuah metode yang efektif apabila mempunyai data latih yang besar.

### Algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN)

Algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) adalah salah satu metode klasifikasi terhadap sekumpulan data berdasarkan pembelajaran data yang sudah diklasifikasikan sebelumnya (Hasdyna & Dinata, 2020). Algoritma KNN membagi data menjadi dua bagian, yang pertama adalah data latih dan bagian kedua adalah data uji. Data latih digunakan pada saat melakukan dasar prediksi, sementara data uji terdiri dari nilai yang diprediksi oleh algoritma (Taufik, Gerhana, Ramdani, & Irfan, 2019). Lalu data latih diubah menjadi vektor dan sebuah jarak yang dihitung dengan menggunakan beberapa metode, misalnya *euclidean distance* atau *cosine similarity*. Dasar metode KNN, adalah ditemukannya database sistem yang paling dekat dengan data training, kemudian diambil data dari database sistem yang paling mendekati data training untuk klasifikasi rating nilai  $K$ . Dengan demikian algoritma KNN merupakan metode klasifikasi berdasarkan ( $K$ ) tetangga terdekat, dimana tetangga dapat dipilih berdasarkan kedekatannya. (Siregar U, Siregar R, & Arianto, 2019).

### Data Mining

Data mining adalah proses berulang dimana kemajuannya ditentukan oleh deteksi otomatis atau manual (Kantardzic, 2020:2). Data mining melakukan proses menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi untuk pengetahuan yang berkaitan dengan berbagai database besar yang disimpan dalam repositori atau tempat penyimpanan (Ardiyansyah, Rahayuningsih, & Maulan, 2018). Metode Klasifikasi merupakan bagian dari *data mining*.

### Klasifikasi

Klasifikasi adalah sebuah proses penemuan model (fungsi) yang menggambarkan dan membedakan kelas data atau konsep yang bertujuan untuk memprediksi kelas dari objek dimana label kelasnya belum diketahui. Metode kombinasi klasifikasi berbasis voting adalah metode yang sederhana dan umum serta dapat digunakan untuk semua jenis masalah klasifikasi. (Hasdyna & Dinata, 2020).

### Rapid Miner

*Rapid Miner* merupakan perangkat lunak yang digunakan untuk pengolahan data dan menjadi sebuah solusi untuk melakukan analisis terhadap *data mining*, *text mining* dan analisis prediksi. Aplikasi ini memudahkan *user* melakukan perhitungan data yang sangat banyak dengan menggunakan operator-operator yang berfungsi untuk melakukan modifikasi data. Data dihubungkan melalui node-node pada operator kemudian dihubungkan ke node hasil untuk menampilkan hasil akhir sehingga hasil dapat ditampilkan secara visual dengan grafik (Ainurrohmah, 2021)

Hasil pengujian algoritma KNN menggunakan *confusion matrix* sebagai alat ukur performa

algoritma klasifikasi. *Confussion matrix* adalah sebuah perhitungan yang membandingkan dataset dengan hasil klasifikasi sesuai dengan data sebenarnya dengan jumlah keseluruhan data. Hasil akhir dari matrik ini adalah tingkat akurasi dengan satuan persen (%). Tingkat akurasi akan dijadikan acuan untuk mengetahui performa algoritma klasifikasi sehingga hasil perhitungannya dapat dijadikan nilai akurasi yang optimal untuk digunakan.

### III. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode kualitatif dengan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor untuk menentukan hasil kalsifikasi berupa rekomendasi destinasi wisata. Langkah-langkah penelitian adalah :

1. **Algoritma K-Nearest Neighbor** (Anshori, Putri, & Tibyan, 2018)
  - a. Tentukan Parameter k jumlah tetangga paling dekat.
  - b. Hitung Euclidean Distance masing masing objek terhadap sampel data yang ada dengan persamaan (1)

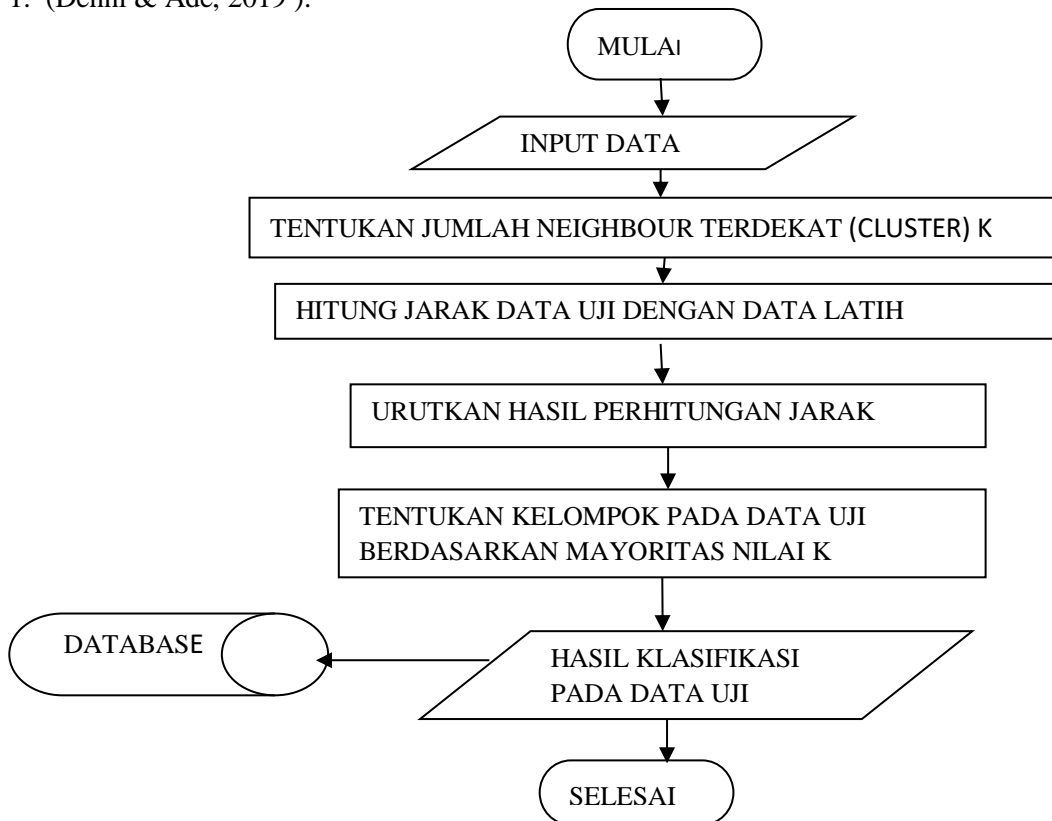
$$d_i = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_{2i} - x_{1i})^2} \dots\dots\dots (1)$$

X1 = data sample ; X2 = Data Uji ; i = Variable Data; d = Jarak; p= Dimensi Data ;

- c. Urutkan objek-objek kedalam kelompok dengan jarak *Eucliden* yang kecil. *K-Nearest Neighbor* dari sebuah instance x adalah *K instance* dengan jarak terkecil (kedekatan terbesar, *nearest*) dengan x. Kedekatan dan jauhnya tetangga dihitung berdasarkan Euclidean Distance menggunakan persamaan (2)

$$D(a,b) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (a_k - b_k)^2} \dots\dots\dots (2)$$

Dimana matriks D (a,b) merupakan jarak skalar dari kedua vektor a dan b dari matriks. Untuk menentukan nilai K dilihat dari jumlah klasifikasi, jika jumlahnya genap, sebaiknya menggunakan nilai K ganjil, sebaliknya jika jumlah klasifikasi jumlahnya ganjil, sebaiknya menggunakan nilai K genap. Proses dari metode K-Nearest Neighbor dapat dilihat pada Gambar 1. (Denni & Ade, 2019 ).



Gambar 1. Flowchart Proses Pengujian KNN

## 2. Klasifikasi

Proses klasifikasi memiliki 4 komponen yaitu :

1. Kelas yaitu variabel dependen berupa kategorikal yang merepresentasikan 'label' pada objek.
2. *Predictor* yaitu variabel independen yang direpresentasikan oleh karakteristik (atribut) data.
3. *Training dataset* yaitu satu set data yang berisi nilai dari kelas dan predictor yang berguna untuk menentukan kelas yang cocok berdasarkan predictor.
4. *Testing dataset*, berisi data baru yang akan diklasifikasikan oleh model yang telah dibuat untuk akurasi klasifikasi dievaluasi.

## 3. Evaluasi dan Validasi Algoritma Data Mining

Langkah ini menggunakan tabel *Confussion Matrix* seperti pada tabel 1., jika data set hanya terdiri dari dua kelas, kelas yang satu dianggap sebagai positif dan yang lainnya negatif (Han, Kamber, & Pei, 2012).

Tabel 1 *Confussion Matrix*

Klasifikasi yang benar	Di klasifikasi sebagai	
	Positive (+)	Negative (-)
+ ( <i>Positive</i> )	<i>True Positive</i>	<i>False Negative</i>
- ( <i>Negative</i> )	<i>False Positive</i>	<i>True Positive</i>

Sumber (Sofia Visa, 2011)

Dimana:

1. *True positives* yaitu jumlah record positif yang diklasifikasikan sebagai positif,
  2. *False positives* yaitu jumlah record negative yang diklasifikasikan sebagai positif,
  3. *False negatives* yaitu jumlah record positif yang diklasifikasikan sebagai negatif,
  4. *True negatives* yaitu jumlah record negative yang diklasifikasikan sebagai negatif
- Confussion matrix* adalah : Akurasi =  $(A+D)/(A+B+C+D)$  (2) (Hasdyna & Dinata, 2020).

## 4. Rapid Miner

Tahapan dari metode *K-Nearest Neighbor* dengan *Rapid Miner* adalah :

1. Menentukan jumlah parameter k . Parameter k adalah jumlah sample tempat wisata akan dijadikan rekomendasi.
2. Hitung jarak antara data yang akan di evaluasi (data uji) dengan semua data training.
3. Urutkan jarak yang terbentuk (urut naik).
4. Pilih K data terdekat.
5. Pilih tempat wisata terbanyak yang ada dalam k sample tersebut.
6. Tampilkan Output
7. Setelah semua kriteria tersebut lengkap, kemudian dilakukan perhitungan jarak antara data training dengan data sample tempat wisata yang sudah ada dengan rumus persamaan (1).

## IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 1 Pengujian *K-Nearest Neighbor*

Pada proses ini yang dijadikan evaluasi data uji adalah data kebutuhan dan keinginan jenis wisata dari wisatawan lalu dibandingkan dengan *data training* yang sudah ada. *Data Set* yang digunakan sebanyak 18 data yang dapat dilihat pada Tabel2.

Tabel 2 Data Set Pilihan Tempat Wisata

Aktivitas	Jenis Wisata	Jenis Harga	Destinasi Rekomendasi
<i>Oversea</i>	Refreshing	Murah	Pulau-Pulau Kecil
<i>Oversea</i>	Adventure	Sedang	Pulau Rinca dan Pulau-Pulau lain
<i>Oversea</i>	Honeymoon	Mahal	Kawasan Komodo dan Pulau lain
<i>Overland</i>	Adventure	Murah	Goa Rangko
<i>Overland</i>	Adventure	Sedang	Waerebo
<i>Overland</i>	Refreshing	Mahal	Keliling Flores
<i>Overland</i>	Refreshing	Murah	Goa Rangko
<i>Oversea</i>	Adventure	Mahal	Kawasan Komodo dan Pulau Lain
<i>Overland</i>	Adventure	Murah	Goa Rangko
<i>Overland</i>	Refreshing	Sedang	Ende-Kelimutu Kelimutu
<i>Overland</i>	Adventure	Mahal	Bajawa-Ende-Kelimutu
<i>Oversea</i>	Honeymoon	Sedang	Pulau-Pulau Kecil
<i>Oversea</i>	Refreshing	Mahal	Kawasan Komodo dan Pulau lain
<i>Oversea</i>	Adventure	Murah	Pulau-Pulau Kecil
<i>Oversea</i>	Honeymoon	Murah	Pulau-Pulau Kecil
<i>Overland</i>	Honeymoon	Mahal	Labuan Bajo
<i>Overland</i>	Honeymoon	Murah	Goa Rangko
<i>Oversea</i>	Refreshing	Sedang	Pulau-Pulau Kecil

Kriteria untuk menentukan Rekomendasi tempat wisata yang akan di tawarkan kepada wisatawan adalah Aktivitas, Jenis Wisata dan Jenis Harga, kemudian destinasi rekomendasi adalah Label untuk menentukan prediksi tempat wisata yang akan di rekomendasikan kepada wisatawan.

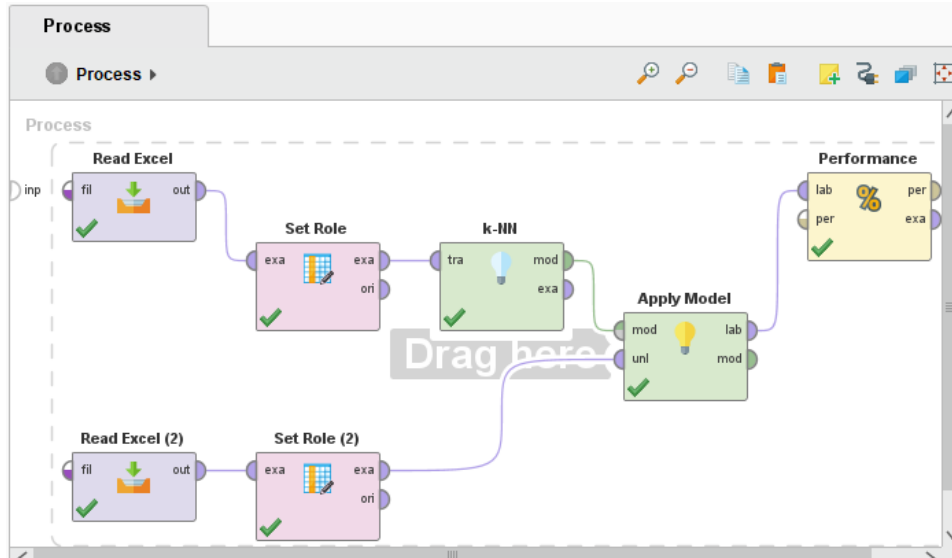
Dari tabel 2 diketahui jenis wisata dan jenis harga wisata yang diinginkan dan dibutuhkan oleh wisatawan. Hal pertama yang dilakukan adalah dengan menentukan nilai K yang terbaik. Dimana K disini merupakan jumlah klasifikasi tempat wisata yang mendekati dengan keinginan dan kebutuhan wisatawan.

## 2. Klasifikasi

Nilai K dari tetangga terdekat adalah 5 ( $K=5$ ), berarti akan dikelompokkan 5 destinasi wisata (Label) yang akan diambil untuk direkomendasikan kepada wisatawan. Setelah ditentukan nilai K maka langkah selanjutnya adalah dengan menghitung kuadrat jarak eucliden objek terhadap data training (1).

## 3. Rapid miner

Desain untuk pengujian dengan menggunakan Rapid miner seperti Gambar 2 sedangkan hasil dari Pengujian K-NN dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 2. Desain Pengujian K-NN dengan Rapidminer

Row No.	Destinasi	prediction(Destinasi)	Aktivitas	Jenis Wisata	Harga
1	Pulau-Pulau Kecil	Pulau-Pulau Kecil	Oversea	Refreshing	Murah
2	Pulau Rinca dan Pulau-Pulau lain	Pulau-Pulau Kecil	Oversea	Adventure	Sedang
3	Kawasan Komodo dan Pulau lain	Kawasan Komodo dan Pulau lain	Oversea	Honeymoon	Mahal
4	Goa Rangko	Goa Rangko	Overland	Adventure	Murah
5	Waerebo	Waerebo	Overland	Adventure	Sedang
6	Keliling Flores	Keliling Flores	Overland	Refreshing	Mahal
7	Goa Rangko	Goa Rangko	Overland	Refreshing	Murah
8	Kawasan Komodo dan Pulau Lain	Kawasan Komodo dan Pulau lain	Oversea	Adventure	Mahal
9	Ende-Kelimutu Kelimutu	Pulau-Pulau Kecil	Overland	Refreshing	Sedang
10	Bajawa-Ende-Kelimutu	Bajawa-Ende-Kelimutu	Overland	Adventure	Mahal
11	Pulau-Pulau Kecil	Pulau-Pulau Kecil	Oversea	Honeymoon	Sedang
12	Kawasan Komodo dan Pulau lain	Kawasan Komodo dan Pulau lain	Oversea	Refreshing	Mahal
13	Pulau-Pulau Kecil	Pulau-Pulau Kecil	Oversea	Adventure	Murah
14	Pulau-Pulau Kecil	Pulau-Pulau Kecil	Oversea	Honeymoon	Murah
15	Labuan Bajo	Labuan Bajo	Overland	Honeymoon	Mahal
16	Goa Rangko	Goa Rangko	Overland	Honeymoon	Murah
17	Pulau-Pulau Kecil	Pulau-Pulau Kecil	Oversea	Refreshing	Sedang
18	Labuan Bajo	Labuan Bajo	Overland	Honeymoon	Sedang

Gambar 3. Hasil dari Pengujian K-NN

Hasil Pengujian pada Gambar3 dengan nilai K=5, kolom destinasi dan Prediction (Destinasi) merupakan prediksi tempat wisata yang di tawarkan kepada wisatawan dengan jenis aktivitas, jenis wisata dan harga yang telah diinputkan. Hasil Performance vektor dapat dilihat pada gambar 4.

Criterion  
accuracy

Table View Plot View

accuracy: 83.33%

	true Pulau...	true Pulau ...	true Kawas...	true Goa R...	true Waere...	true Kelilin...	true Kawas...	true Ende...	true Bajaw...	true Labua...	class predi...
pred. Pulau...	5	1	0	0	0	0	0	1	0	0	71.43%
pred. Pulau...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00%
pred. Kawa...	0	0	2	0	0	0	1	0	0	0	66.67%
pred. Goa ...	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	100.00%
pred. Waer...	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	100.00%
pred. Kelili...	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	100.00%
pred. Kawa...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00%
pred. Ende...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00%
pred. Baja...	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	100.00%
pred. Labu...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	100.00%
class recall	100.00%	0.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	0.00%	0.00%	100.00%	100.00%	

Gambar 4. Hasil *Performance Vector*

Dari hasil pengujian pada Gambar 4 dapat dilihat akurasi adalah 83,3%. Terdapat Perhitungan kedekatan kasus lama pada data training dengan kasus baru pada data testing, diketahui dari 18 record data, 5 diklasifikasikan True Pulau-Pulau Kecil, 1 data diklasifikasi True Pulau Rinca dan Pulau-pulau lain, 3 data diklasifikasi True Kawasan Komodo dan Pulau lain, 3 data diklasifikasi True Goa Rangko, 1 data diklasifikasi True Waerebo, 1 data diklasifikasi True Keliling Flores, 1 data diklasifikasi Ende-Kelimutu, 1 data diklasifikasi Bajawa-Ende-Kelimutu dan 2 data diklasifikasikan True Labuan Bajo. Dari hasil pengujian dan analisa dapat dilihat bahwa dari 18 data yang digunakan terdapat 16 destinasi yang sesuai dengan prediksi, dan ada 2 data yang prediksinya tidak sesuai dengan prediksi. Tingkat akurasi penerapan algoritma k-nearest neighbor ini sebesar 83,33% jika K nya 5

## V. KESIMPULAN

Sistem rekomendasi tempat wisata yang menggunakan algoritma KNN, dapat membuat wisatawan memperoleh rekomendasi tempat wisata sesuai dengan jenis wisata dan harga yang diinginkan. Penelitian ini menggunakan tiga variable sebagai kriteria yaitu aktifitas, jenis wisata dan jenis harga. Hasil pengujian menggunakan algoritma KNN dan aplikasi Rapid miner dengan nilai K yang diambil 5, ditemukan akurasi sebesar 83,33%. Dari 18 data yang digunakan hanya ada 2 destinasi yang tidak sesuai dengan prediksi sedangkan 16 data lain sesuai dengan prediksi. Hasil analisa membuktikan bahwa metode K-Nearest Neighbor (K-NN) yang digunakan telah mampu digunakan sebagai acuan untuk merekomendasi tempat wisata kepada wisatawan di Labuan Bajo.

## VI. REFERENSI

- Anshori, L., Putri, R. R., & Tibyan. (2018, Juli). Implementasi Metode K-Nearest Neighbor untuk Rekomendasi Keminatan. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2(7), 2745-2753.
- Ardiyansyah, Rahayuningsih, P. A., & Maulan, R. (2018, Juni 1). Analisis Perbandingan Algoritma Klasifikasi Data Mining Untuk Dataset Blogger Dengan Rapid Miner. *JURNAL KHATULISTIWA INFORMATIKA*, 6(1), 20-28.
- Denni, K., & Ade, S. (2019). Penerapan K-Nearest Neighbour Dalam Penerimaan Peserta Didik Dengan Sistem Zonasi. *Sistem Informasi Bisnis*, 9(2), 212.

- Dinata, R. K., Fajriana, Zulfa, & Hasdyna, N. (2020, January 1). KLASIFIKASI SEKOLAH MENENGAH PERTAMA/SEDERAJAT. *CESS (Journal of Computer Engineering System and Science)*, 5(1), 33-37.
- F. Ricci, L. R., & Shapira, B. (2011). Recommender Systems Handbook. *Recomm. Syst. Handb.*, (pp. 1-2).
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). Data Mining Concepts and Techniques (Edisi Ketu). *Elsevier Inc.*
- Hasdyna, N., & Dinata, R. K. (2020). Analisis Matthew Correlation Coefficient pada K-Nearest. *Informatics Journal*, 5(2), 57-64.
- Joshua, S., & Adhi, K. (2018, December). Design and Development of Job Recommendation System Based On Two Dominants On Psychotest Results Using KNN Algorithm. *IJNMT (INTERNATIONAL JOURNAL OF NEW MEDIA TECHNOLOGY)*, 5(2), 116-120.
- Siregar U, Z., Siregar R, R., & Arianto, R. (2019, May 17). Klasifikasi Sentiment Analysis Pada Komentar Peserta Diklat Menggunakan Metode K-Nearest Neighbo. *KILAT( KAJIAN ILMU DAN TEKNOLOGI)*, 8(1), 81-92.
- Sofia Visa, B. R. (2011). Confusion Matrix-based Feature Selection. *Proceedings of the Twenty-second Midwest Artificial Intelligence and Cognitive Science Conference* (pp. 120-127). Cincinnati, Ohio: Omnipress – Madison, WISCONSIN.
- Suwirmayanti, P. (2017). Penerapan Metode K-Nearest Neighbor Untuk Sistem Rekomendasi Pemilihan Mobil Implementation of K-Nearest Neighbor Method for Car Selection Recommendation System. *Techno.COM*, 16(2), 120–131.
- Taufik, I., Gerhana, Y. A., Ramdani, A. I., & Irfan, M. (2019). Implementation K-nearest neighbour for student expertise. *Journal of Physics: Conference Series* (pp. 1-5). Bandung: IOP Publishing.