

# Analisis Data Sentimen Kepuasan Pengguna E-Wallet Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor

Muhardi Saputra<sup>1</sup>, M. Hafiz<sup>2</sup>, Indah Permata Sari Situmorang<sup>3</sup>, Gilbert Jonatan Lumbantobing<sup>4</sup>, Steven Michael Matullessya<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup>Universitas Prima Indonesia, Indonesia

Email: [Muhardisaputra@unprimdn.ac.id](mailto:Muhardisaputra@unprimdn.ac.id)<sup>1</sup>, [hm2112000@gmail.com](mailto:hm2112000@gmail.com)<sup>2</sup>, [indahprmtas17@gmail.com](mailto:indahprmtas17@gmail.com)<sup>3</sup>, [glbrtjonatan@gmail.com](mailto:glbrtjonatan@gmail.com)<sup>4</sup>

## Abstract

E-Wallet or commonly known as a digital wallet, is an electronic payment service that allows users to conduct financial transactions without physical cards or cash. This research aims to obtain the percentage results of user satisfaction with E-Wallet platform services such as Dana, Ovo, Gopay, and ShopeePay among university students in the city of Medan. This research is using a quantitative approach, where data collection was carried out utilizing Google Forms as the questionnaire medium with 8 assessment indicators for the application with data obtained from 400 respondents. Data processing is using the Machine Learning algorithm K-Nearest Neighbor (K-NN), which is a classification algorithm, with an 80% training data and 20% test data split. The results of this study show that the satisfaction percentage for Dana reached 84%, Ovo has the highest satisfaction percentage at 93%, Gopay at 90%, and ShopeePay at 88%.

**Keywords:** E-Wallet, K-NN, Machine Learning, Classification, User Satisfaction

## Abstrak

E-Wallet atau biasa dikenal sebagai dompet digital adalah layanan pembayaran elektronik yang memungkinkan pengguna melakukan transaksi keuangan tanpa kartu fisik atau uang tunai. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan hasil persentase kepuasan pengguna terhadap layanan platform E-Wallet seperti Dana, Ovo, Gopay, dan ShopeePay di kalangan mahasiswa/i yang berada di Kota Medan. Penelitian dilakukan dengan pendekatan kuantitatif dimana pengumpulan data dilakukan dengan memanfaatkan google form sebagai media kuisisioner dengan 8 indikator penilaian terhadap aplikasi dengan perolehan data sebesar 400 responden. Pengolahan data dilakukan menggunakan Machine Learning algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) yang merupakan algoritma klasifikasi dengan pembagian data latih sebesar 80% dan 20% data uji. Hasil dari penelitian ini menunjukkan persentase kepuasan Dana mencapai 84%, Ovo dengan persentase kepuasan tertinggi 93%, Gopay 90%, dan ShopeePay 88%.

**Kata kunci:** E-Wallet, K-NN, Machine Learning, Klasifikasi, Kepuasan Pengguna

## 1. PENDAHULUAN

Di era digital saat ini teknologi semakin berkembang pesat, masyarakat cenderung mencari solusi yang lebih simpel, lebih laju dan lebih terjamin. khususnya dalam teknologi keuangan semakin berkembang pesat, salah satu contohnya adalah penggunaan E-Wallet atau yang dikenal sebagai dompet digital yang digunakan sebagai alat pembayaran telah menjadi semakin populer saat ini. E-Wallet merupakan sebuah platform dompet digital atau bisa dikatakan uang elektronik yang digunakan untuk memudahkan aktivitas transaksi keuangan tanpa menggunakan uang tunai yang dilakukan pada perangkat mobile dengan menggunakan akses internet sebagai akses pengganti pembayaran konvensional [1]. Dalam perkembangannya saat ini E-Wallet telah menjadi bagian integral dari kehidupan sehari-hari yang memudahkan aktivitas transaksi dengan berbagai fitur

yang tersedia pada platform tersebut sehingga platform ini telah banyak mengubah gaya hidup masyarakat. Di Indonesia terdapat beberapa platform E-Wallet yang sudah banyak dimanfaatkan oleh masyarakat seperti dana, gopay, ovo, shoppepay, dan lain sebagainya.

Penggunaan E-wallet seperti Dana, Ovo, Gopay, Shoppepay dan aplikasi sejenisnya dianggap memiliki dampak yang lebih positif karena lebih efisien dan mengurangi sirkulasi pembayaran tunai [2]. Akan tetapi, prasarana dompet digital ini harus dicermati efisiensi, kenyamanan, keamanan, serta kepuasan untuk para penggunanya. Kepuasan pengguna adalah situasi dimana kebutuhan, keinginan, dan harapan pengguna terhadap sebuah produk telah terpenuhi.

Pada Penelitian yang dilakukan oleh Ardia Prameswari, 2021 yang berjudul "Analisis Faktor Faktor Yang Mempengaruhi Minat Konsumen Dalam Menggunakan Sistem Pembayaran E-Wallet (Studi Kasus Pada Mahasiswa UINSU Medan)" terdapat enam pertimbangan mengapa E-Wallet diminati pada kalangan mahasiswa yaitu faktor promo cashback yang diberikan, ketenangan dalam transaksi, kemudahan dalam transaksi, keamanan yang terjamin, mencoba teknologi baru, dan promosi yang dilakukan untuk menarik konsumen [3]. Pada Penelitian yang dilakukan oleh Elza Fitriana Saraswita, 2021 yang berjudul "Analisis Setimen E-Wallet di Twitter Menggunakan Support Vector Machine dan Recursive Feature Elimination" didapatkan hasil accuracy rate sebesar 81% [4]. Dengan latar belakang yang telah dipaparkan dan berdasarkan penelitian sebelumnya serta dengan adanya beberapa platform E-Wallet yang telah digunakan dan menjadi pilihan masyarakat untuk memenuhi kebutuhan mereka, pertanyaan yang muncul adalah sejauh mana kepuasan pengguna terhadap layanan beberapa E-Wallet yaitu dana, ovo, gopay, dan shoppepay dengan menggunakan metode analisis yang berbeda. Oleh karena itu peneliti tertarik melakukan penelitian dalam menganalisis sentimen kepuasan pengguna E-Wallet untuk mendapatkan hasil klasifikasi kepuasan pengguna terhadap layanan E-Wallet menggunakan metode K - Nearest Neighbour. K-Nearest Neighbour adalah salah satu metode dalam bidang ilmu data mining dan machine learning untuk melakukan klasifikasi dan regresi terhadap suatu objek, di mana algoritma ini bekerja dengan cara mencari nilai data baru yang terdekat dalam ruang fitur [5].

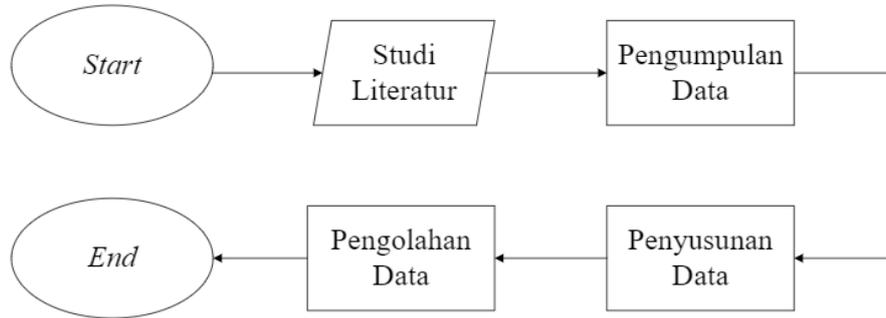
## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1. Jenis Penelitian

Jenis penelitian yang akan dilakukan dengan pendekatan kuantitatif dengan data yang diperoleh berdasarkan responden mahasiswa pengguna *E-Wallet* yang ada di kota medan menggunakan google form yang disebar dengan tujuan mendapatkan hasil klasifikasi kepuasan dari beberapa platform *E-Wallet* yang dimana data yang telah diperoleh akan diolah menggunakan metode K-NN.

### 2.2. Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian ini meliputi studi literatur, pengumpulan data, penyusunan data, dan pengolahan data. Adapun alur prosedur kerja pada penelitian ini digambarkan dalam flowchart pada gambar berikut:



**Gambar 1.** Flowchart prosedur Penelitian

### 2.2.1. Studi Literatur

Studi literatur merupakan aktivitas yang dilakukan menggunakan teknik pengumpulan informasi dan data dengan berbagai alat penunjang yang seperti buku referensi, hasil penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, artikel, catatan, serta jurnal yang relevan dengan permasalahan yang ingin diselesaikan [6].

### 2.2.2. Pengumpulan Data

Pengumpulan data adalah aktivitas mengumpulkan data yang dimana data diperlukan sebagai dasar bahan penelitian. Peneliti mengumpulkan data menggunakan kuisisioner dengan teknik survei, dimana kuisisioner disebarakan kepada mahasiswa/i yang memenuhi kriteria tertentu, yaitu mereka yang merupakan pengguna *E-Wallet* yang berkuliah di Universitas yang berada di Kota Medan. Penggunaan kuesioner ini bertujuan untuk memperoleh data tentang preferensi pengguna *E-Wallet* di kalangan mahasiswa dengan menyebarkan kuesioner secara langsung kepada target responden.

### 2.2.3. Penyusunan Data

Penyusunan data dilakukan di microsoft excel dengan tujuan supaya data yang diperoleh dapat lebih mudah dibaca, dilihat, serta dipahami. Penyusunan data juga dilakukan supaya pada tahap pemilihan kolom yang akan diolah nantinya dapat menggunakan kalimat yang lebih singkat saat *coding*. Adapun aktivitas lain pada tahap ini adalah membuang outlier dan menyetarakan kelas pada data.

### 2.2.4. Pengolahan Data

Pengolahan data merupakan tahapan yang penting dalam keseluruhan proses penelitian ini, data yang telah dikumpulkan dan disusun akan diolah dengan tujuan mengubah data mentah menjadi informasi yang dapat dimanfaatkan untuk penelitian. Ada sejumlah tahapan yang perlu dilakukan pada tahap pengolahan data. Tahapan tersebut meliputi hal seperti mempersiapkan dataset, membuat code atau program untuk pengolahan data, melatih model K-NN, dan mendapatkan hasil dari pengolahan data yang dilakukan. Hasil yang diperoleh dari pengolahan data akan menjadi dasar dalam penarikan kesimpulan dalam penelitian ini.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini membahas tentang tahapan pengerjaan pengolahan data menggunakan bahasa pemrograman python melalui google colab dengan untuk mendapatkan hasil yang dapat digunakan untuk penarikan kesimpulan dari penelitian.

#### 3.1. Menyiapkan Dataset

Dataset yang telah dipersiapkan untuk pengolahan data dipastikan memiliki jumlah kelas yang setara atau proporsional dan bersih dari nilai outlier agar tidak mengganggu kinerja model K-NN. penyeimbangan jumlah kelas dan pembersihan data dari outlier dilakukan secara manual menggunakan Excel. Dengan cara ini, dataset yang digunakan dapat terdistribusi secara merata dan bebas dari anomali sehingga model K-NN dapat beroperasi dengan optimal dan menghasilkan akurasi yang baik.

##### 3.1.1. Import Library

Python memiliki banyak modul yang siap digunakan sesuai kebutuhan [7]. Dalam hal ini yang dimaksud adalah *library*. *library* python dapat memudahkan pengelolaan data seperti membaca dataset, melakukan perhitungan matematika, membuat visualisasi data, memisahkan data latih dan data uji, hingga membantu memanggil fungsi untuk membantu penghitungan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1*. Adapun *library* yang digunakan untuk pengolahan data antara lain *pandas*, *matplotlib.pyplot*, *numpy*, dan *sklearn*.

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score, precision_score, recall_score, f1_score
```

Gambar 2. Kode Import Library Python

##### 3.1.2. Menampilkan Dataset

Dataset yang telah disusun sebelumnya kemudian diupload ke Google Colab. Data tersebut dibaca menggunakan variabel data yang diisi dengan fungsi 'pd.read\_excel'.

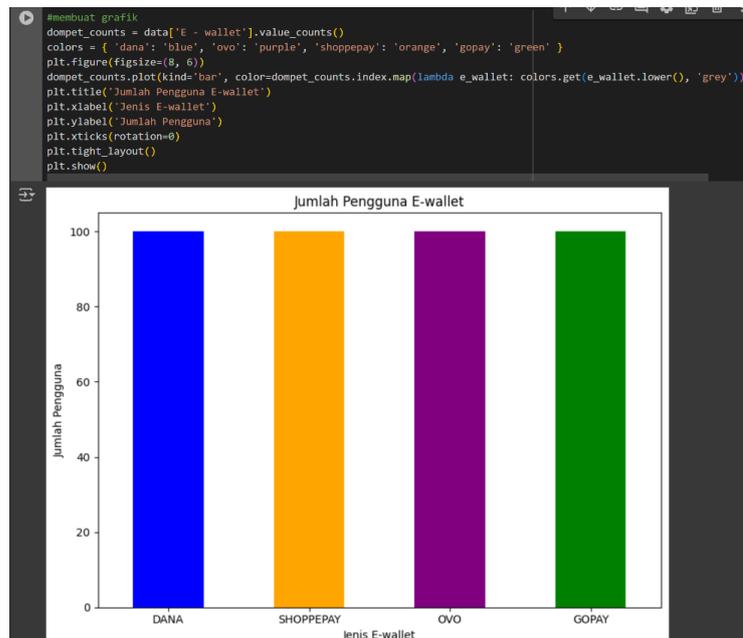
	Nama Universitas	Jenis Kelamin	E-wallet	kemudahan melakukan transaksi	kelengkapan fitur	kemudahan mengelola atau memperbarui akun	kecepatan proses transaksi	kemudahan mengoperasi fitur	antarmuka pengguna (UI)	kemudahan fitur penting yang harus dilakukan banyak navigasi	tampilan responsif	token dan ikon
0	Universitas Gading	Perempuan	DANA	Baik	Baik	Baik	Baik	Cukup	Baik	Baik	Baik	Baik
1	M. Hafiz	Laki-laki	SHOPPEPAY	Sangat Baik	Sangat Baik	Cukup	Cukup	Cukup	Baik	Cukup	Baik	Sangat Baik
2	Universitas Katolik Santo Thomas	Laki-laki	SHOPPEPAY	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Baik	Baik	Baik	Cukup	Sangat Baik
3	Yokary Chenta Claudia S	Perempuan	SHOPPEPAY	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik
4	Anita	Perempuan	DANA	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik

Gambar 3. Tampilan Dataset di Google Colab

### 3.1.3. Visualisasi Jumlah Data

Code untuk menampilkan visualisasi data menggunakan library matplotlib dari kolom data 'E-Wallet'. Selanjutnya, plt.title('Jumlah Pengguna E - Wallet') digunakan untuk memberikan judul utama pada grafik. Code plt.xlabel('Jenis E-wallet') dan plt.ylabel('Jumlah Pengguna') digunakan untuk memberikan label pada sumbu x dan sumbu y.

Adapun total jumlah data yang digunakan adalah 400 data responden dimana tiap E-Wallet memiliki jumlah 100 penilai yang sama untuk mencegah terjadinya bias saat perhitungan data nantinya.



Gambar 4. Visualisasi Jumlah Data

### 3.1.4. Memilih Kolom Dataset yang Akan Diolah

Variabel selected\_columns digunakan untuk memilih fitur atau kolom yang menjadi indikator penilaian. Setelah menentukan fitur atau kolom lewat variabel selected\_columns maka data akan didefinisikan ulang melalui variabel selected\_dataset untuk pengolahan data.

```

# Memilih kolom yang relevan
selected_columns = [
    'kemudahan melakukan transaksi',
    'kelengkapan fitur',
    'kemudahan mengoperasi fitur',
    'kecepatan proses transaksi',
    'antarmuka pengguna (UI)',
    'tampilan intuitif dan ramah pengguna',
    'keamanan menyimpan uang',
    'keamanan dalam melakukan transaksi',
    'proteksi keamanan informasi pribadi'
]

# Memilih subset dari data dengan kolom yang diperlukan
selected_dataset = data[selected_columns]
    
```

Gambar 5. Memilih Kolom yang Akan Diolah

### 3.1.5. Merepresentasikan Nilai *Numeric* dengan LabelEncoder

Algoritma K-NN bekerja dengan cara menghitung jarak, dikarenakan dataset yang diperoleh merupakan data kategorik seperti “sangat Baik”, “Baik”, “Cukup”, “Buruk” dan “Sangat Buruk” untuk setiap indikator penilaian membuat data tidak dapat diukur jaraknya, oleh karena itu fungsi ‘**LabelEncoder**’ dilakukan untuk merepresentasikan data kategorik menjadi data *numeric* sehingga jarak dapat dihitung.

```
[ ] # Ubah nilai kategorikal menjadi representasi numerik menggunakan LabelEncoder
label_encoder = LabelEncoder()
for column in selected_dataset.columns:
    selected_dataset[column] = label_encoder.fit_transform(selected_dataset[column])
```

Gambar 6. Representasi *Numeric* dengan LabelEncoder

### 3.1.6. Memisahkan Fitur Dan Label serta Membagi Data Latih Dan Data Uji

Model K-NN dilatih menggunakan fitur dari dataset untuk mempelajari pola dalam data, oleh karena itu fitur dan label harus dipisah supaya model dapat mempelajari pola yang tepat. Setelah fitur dan label dipisah selanjutnya data akan dibagi menjadi data latih dan data uji. Dalam hal ini data latih yang akan digunakan sebanyak 80% dari jumlah data, dan data uji sebanyak 20%.

```
[ ] # Memisahkan fitur dan label
X = selected_dataset.drop(columns=[selected_columns[0]]) # Fitur
y = selected_dataset[selected_columns[0]] # Label

# Membagi data menjadi data latih dan data uji
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
```

Gambar 7. Memisahkan Fitur dan Label, Membagi Data Latih dan Data Uji

### 3.1.7. Melatih K-NN dan Melakukan Prediksi Data Uji

Setelah pemisahan data latih dan data uji dilakukan maka model perlu dilatih. dalam hal ini peneliti menggunakan nilai  $k = 4$  menggunakan ‘**KNeighborsClassifier**’ untuk melatih model K-NN dari data latih menggunakan fungsi ‘**fit**’. Setelah model dilatih maka model tersebut digunakan untuk melakukan prediksi pada data uji menggunakan fungsi ‘**predict**’.

```
[ ] # Melatih model KNN
knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=4)
knn.fit(X_train, y_train)
```

```
↳ KNeighborsClassifier
   KNeighborsClassifier(n_neighbors=4)
```

```
[ ] # Melakukan prediksi pada data uji
y_pred = knn.predict(X_test)
```

Gambar 8. Melatih K-NN dan Prediksi Data Uji

### 3.1.8. Menghitung Akurasi Model, Precision, Recall, dan F-1 Score

Accuracy atau akurasi adalah tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual [8]: penghitungan akurasi model dapat dilakukan dengan menggunakan fungsi 'accuracy\_score' dengan didapatkan hasil 72% akurasi K-NN.

Precision adalah rasio prediksi positif yang benar dibandingkan dengan total prediksi positif [9]. Untuk menghitung nilai precision dapat menggunakan fungsi 'precision\_score' dan didapatkan hasil 72%.

Recall menunjukkan seberapa baik model dalam menangkap semua kasus positif [10]. Untuk menghitung nilai precision dapat menggunakan fungsi 'recall\_score' dan didapatkan hasil 72%.

f1 adalah nilai keseimbangan atau rata-rata dari precision dan recall [11]. Untuk menghitung nilai precision dapat menggunakan fungsi 'f1\_score' dengan hasil 72%.

```
# Menghitung akurasi model
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred) * 100
print(f'Akurasi KNN: {accuracy:.2f}%')

# Menghitung precision, recall, dan F1-score
precision = precision_score(y_test, y_pred, average='weighted') * 100
print(f'Precision: {precision:.2f}')

# Menghitung recall
recall = recall_score(y_test, y_pred, average='weighted') * 100
print(f'Recall: {recall:.2f}')

# Menghitung precision, recall, dan F1-score
f1 = f1_score(y_test, y_pred, average='weighted') * 100
print(f'F1-Score: {f1:.2f}')

Akurasi KNN: 72.50%
Precision: 72.08
Recall: 72.50
F1-Score: 72.08
```

Gambar 9. Accuracy, Precision, Recall, dan f1

### 3.2. Mengkonversi Data ke Nilai Numeric

Sebelum menghitung persentase kepuasan pengguna tiap E-Wallet, data perlu dikonversi ke tipe numerik agar perhitungan dapat dilakukan. Variabel mapping yang didefinisikan dengan skala Sangat Baik = 5, Baik = 4, Cukup = 3, Buruk = 2, Sangat Buruk = 1. fungsi 'replace' dapat digunakan untuk mengganti nilai dalam bentuk angka berdasarkan definisi yang telah dibuat di variabel mapping.

```
# Membuat dictionary untuk mapping nilai string ke numerik
mapping = {"Sangat Buruk": 1, "Buruk": 2, "Cukup": 3, "Baik": 4, "Sangat Baik": 5}

# Mengganti nilai string dengan numerik menggunakan fungsi replace
data.replace(mapping, inplace=True)

data
```

	Nama	Universitas	Jenis Kelamin	E - wallet	kemudahan melakukan transaksi	kelengkapan fitur	kemudahan mengelola atau memperbarui akun	kecepatan proses transaksi	kemudahan mengoperasikan fitur	antarmuka pengguna (UI)
0	Lindawati Ginting	Universitas Prima Indonesia	Perempuan	DANA	4	4	4	4	3	4
1	M. Hafiz	Universitas prima Indonesia	Laki-laki	SHOPPEPAY	5	5	3	3	3	4
2	elysabet	Universitas Katolik Santo Thomas	Laki-laki	SHOPPEPAY	5	5	5	5	4	4
3	Yowary Chintia Claudia S	Universitas prima Indonesia	Perempuan	SHOPPEPAY	5	5	5	5	5	5
4	Anita Vinolia Sirogar	Universitas Prima Indonesia	Perempuan	DANA	5	5	5	5	5	5

Gambar 10. Mengkonversi Nilai ke Numeric

### 3.2.1 Menghitung Persentase Kepuasan Pengguna Setiap E-Wallet

Untuk menghitung persentase kepuasan pengguna, peneliti menggunakan rumus,  $\text{persentase} = \frac{\text{jumlah kepuasan pengguna}}{\text{jumlah pengguna}} \times 100$ . tahap awal yang dilakukan adalah mencari nilai rata-rata kepuasan pengguna tiap E-Wallet secara perorangan menggunakan fungsi 'mean' berdasarkan 8 indikator penilaian terhadap E-Wallet. Setelah penghitungan rata-rata skor perorangan dilakukan maka dari hasil rata-rata akan dilakukan penghitungan total kepuasan pengguna dengan kriteria skor  $\geq 4$ , diikuti dengan variabel yang berisi jumlah pengguna E-Wallet.

```
[14] # Menghitung rata-rata skor untuk setiap indikator penilaian
dana_data = data[data['E - wallet'] == 'DANA']
rata_rata_skor = dana_data[['kemudahan melakukan transaksi', 'kelengkapan fitur', 'kemudahan mengoperasikan fitur',
                           'kecepatan proses transaksi', 'antarmuka pengguna (UI)',
                           'tampilan intuitif dan ramah pengguna', 'keamanan menyimpan uang',
                           'keamanan dalam melakukan transaksi']].mean(axis=1)

# Menentukan angka standar kepuasan
pengguna_puas_dana = sum(rata_rata_skor >= 4)
jumlah_pengguna_dana = len(dana_data)

# Menghitung rata-rata skor untuk setiap indikator penilaian
ovo_data = data[data['E - wallet'] == 'OVO']
rata_rata_skor = ovo_data[['kemudahan melakukan transaksi', 'kelengkapan fitur', 'kemudahan mengoperasikan fitur',
                           'kecepatan proses transaksi', 'antarmuka pengguna (UI)',
                           'tampilan intuitif dan ramah pengguna', 'keamanan menyimpan uang',
                           'keamanan dalam melakukan transaksi']].mean(axis=1)

# Menentukan angka standar kepuasan
pengguna_puas_ovo = sum(rata_rata_skor >= 4)
jumlah_pengguna_ovo = len(ovo_data)

[16] # Menghitung rata-rata skor untuk setiap indikator penilaian
gopay_data = data[data['E - wallet'] == 'GOPAY']
rata_rata_skor = gopay_data[['kemudahan melakukan transaksi', 'kelengkapan fitur', 'kemudahan mengoperasikan fitur',
                              'kecepatan proses transaksi', 'antarmuka pengguna (UI)',
                              'tampilan intuitif dan ramah pengguna', 'keamanan menyimpan uang',
                              'keamanan dalam melakukan transaksi']].mean(axis=1)
```

Gambar 11. Menghitung Mean Kepuasan dan Jumlah Pengguna

Setelah code untuk menghitung jumlah pengguna puas dan jumlah pengguna dompet digital dijalankan maka variabel yang berisi nilai, dalam hal ini nilai variabel pengguna puas akan dibagi dengan variabel jumlah pengguna tiap dompet digital dan dikali dengan 100. Hasil dari perhitungan persentase tiap E-Wallet adalah Dana 82%, Ovo 93%, Gopay 91%, dan Shopeepay 88%.

```
# Hitung persentase kepuasan pengguna Dana
persentase_kepuasan_dana = (pengguna_puas_dana / jumlah_pengguna_dana) * 100
print("Persentase Kepuasan Pengguna Dana: {:.2f}%".format(persentase_kepuasan_dana))

# Hitung persentase kepuasan pengguna Dana
persentase_kepuasan_ovo = (pengguna_puas_ovo / jumlah_pengguna_ovo) * 100
print("Persentase Kepuasan Pengguna Ovo: {:.2f}%".format(persentase_kepuasan_ovo))

# Hitung persentase kepuasan pengguna Dana
persentase_kepuasan_gopay = (pengguna_puas_gopay / jumlah_pengguna_gopay) * 100
print("Persentase Kepuasan Pengguna Gopay: {:.2f}%".format(persentase_kepuasan_gopay))

# Hitung persentase kepuasan pengguna Dana
persentase_kepuasan_shopeepay = (pengguna_puas_shopeepay / jumlah_pengguna_shopeepay) * 100
print("Persentase Kepuasan Pengguna Shopeepay: {:.2f}%".format(persentase_kepuasan_shopeepay))

Persentase Kepuasan Pengguna Dana: 84.00%
Persentase Kepuasan Pengguna Ovo: 93.00%
Persentase Kepuasan Pengguna Gopay: 90.00%
Persentase Kepuasan Pengguna Shopeepay: 88.00%
```

Gambar 12. Hasil Persentase Kepuasan

## 4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil akhir dari penelitian ini dalam menganalisis tingkat kepuasan pengguna E-Wallet, dapat ditarik kesimpulan bahwa metode *K-Nearest Neighbor* memiliki tingkat akurasi yang cukup baik yaitu 72%, dalam mengklasifikasikan tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi E-Wallet. Hasil



menunjukkan gambaran bahwa masing-masing dompet digital memiliki tingkat persentase kepuasan pengguna yang bervariasi, di mana aplikasi Dana mencapai 84%, Ovo menunjukkan persentase kepuasan tertinggi yaitu 93%, Gopay 90%, dan Shopeepay 88%.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Aaputra, S.A., Rosiyadi, D., Gata, W., Husain, SM., "Analisis Sentimen E-Wallet Pada Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization", Jurnal Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi, Vol. 3, No.3, Desember 2019.
- [2] Inggiharti, N., "Pengaruh Electronic Wallet terhadap Kegiatan Keuangan Indonesia (Perbandingan Aplikasi Elektronik Wallet Milik Perusahaan Financial Technology terhadap Aplikasi Electronic Wallet milik Bumh)", University of Bengkulu Law Journal, Vol. 5, No.1, pp 74-88, Mei 2020.
- [3] Prameswari, A., Hasibuan, DN., Bayani LN, Nurbaiti., "Analisis Faktor Faktor Yang Mempengaruhi Minat Konsumen Dalam Menggunakan Sistem Pembayaran E-Wallet (Studi Kasus Pada Mahasiswa UINSU Medan)", Jurnal Ekonomi Islam, Vol.6, Vol. 2, Juni 2021.
- [4] Saraswita, FE., Rini, PD., Abdiansyah, A., "Analisis Sentimen E-Wallet di Twitter Menggunakan Support Vector Machine dan Recursive Feature Elimination", Jurnal Media Informatika Budidarma, Vol.5, No.4, Oktober 2021.
- [5] Saputra, M., Sibaduke, JP., Sinulingga, RP., Tamba RB., "Analisis Metode Algoritma K-Nearest Neighbour (K-NN) dan Naive Bayes Untuk Klasifikasi Diabetes Mellitus", Jurnal Tekinkom, Vol.6, No.2, 2023.
- [6] Melinda, V., Zainil, M., "Penerapan Model Project Based Learning untuk Meningkatkan Kemampuan Komunikasi Matematis Siswa Sekolah Dasar (Studi Literatur)", Jurnal Pendidikan Tambusai, Vol.4, No.2, pp 1526-1539, 2020.
- [7] Retnoningsih, E., Pramudita, R., "Mengenal Machine Learning Dengan Teknik Supervised dan Unsupervised Learning Menggunakan Python", BINA INSANI ICT JOURNAL, Vol.7, No.2, 2020.
- [8] Suryati, E., Styawati., Aldino, A.R., "Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Ekstraksi Fitur Model Word2vec Text Embedding Dan Algoritma Support Vector Machine (SVM)", Jurnal Teknologi dan Sistem Informmasi, Vol.4, No.1, pp 96-106, Maret 2023.
- [9] Herlistiono, I., Violina, S., "Model Prediksi Risiko Stroke Menggunakan Machine Learning", Journal of Information Technology and Computer Science, Vol.7, No.4, 2024.
- [10] Daiman, C.N., Rahman, A.Y., Nudiansyah, F., "Klasifikasi Teks Berita Breaking News di Manggarai Menggunakan Long Short Term Memory (Lstm)", Jurnal MNEMONIC, Vol.7, No.2, September 2024.
- [11] Kurniawan, D., Hidayat, F.O., Agung, H.S., "Analisis Performa Model Lightgbm Dalam Prediksi Intensitas Hujan Wilayah Stasiun Meteorologi Kelas 1 Kualanamu", Jurnal Penelitian Sains dan Teknologi Indonesia, Vol.3, No.1, Juni 2024.