

Klasifikasi Pengalaman Pengguna pada Platform Digital Menggunakan Algoritma Random Forest

Andin Sabilla Janna^{a,1,*}, M. Syaikh Azka^{a,2}, Zakirah Sabrina Putri Pasha^{a,3}, M. Putra Willy Nailis^{a,4}, Allsela Meiriza^{a,5}, Ken Ditha Tania^{a,6}, Ahmad Rifai^{a,7}

^aUniversitas Sriwijaya, Jl. Raya Palembang - Prabumulih No.KM. 32, Indralaya Indah, Kec. Indralaya, Kabupaten Ogan Ilir, Sumatera Selatan,, Indonesia, 30862

¹09031282328035@student.unsri.ac.id; ²09031282328034@student.unsri.ac.id;

³09031182328021@student.unsri.ac.id; ⁴09031282328073@student.unsri.ac.id; ⁵ allsela_meiriza@yahoo.co.id;

⁶kenya.tania@gmail.com; ⁷ahmadrifai@ilkom.unsri.ac.id;

* Penulis Koresponden

INFO ARTIKEL

Histori Artikel

Pengajuan 2026-03-09

Diperbaiki 2026-03-29

Diterima 2026-04-15

Kata Kunci

Klasifikasi, *Machine Learning*, Pengalaman Pengguna, Platform Digital, Random Forest, UI/UX

ABSTRAK

Pengalaman pengguna pada platform digital merupakan faktor penting dalam menentukan kualitas dan keberhasilan layanan. Penelitian ini mengklasifikasikan orientasi pengalaman pengguna berdasarkan atribut *User Interface (UI)* dan *User Experience (UX)* menggunakan algoritma Random Forest. Dataset diperoleh dari repositori Mendeley Data dan terdiri atas 2.271 data penilaian pengguna terhadap elemen visual dan fungsional pada berbagai platform digital. Tahapan penelitian meliputi normalisasi data, pembentukan label berdasarkan skor komposit visual dan fungsional, serta evaluasi model menggunakan teknik *10-fold cross-validation*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Random Forest mampu mengklasifikasikan orientasi pengalaman pengguna secara akurat dan stabil dengan nilai akurasi 86,79%. Analisis *feature importance* menunjukkan bahwa atribut *Visual Hierarchy*, *Images and Multimedia*, dan *Layout* merupakan faktor yang paling berpengaruh. Temuan ini menunjukkan bahwa Random Forest efektif untuk menganalisis data pengalaman pengguna dan mendukung peningkatan kualitas platform digital.

ABSTRACT

Keyword

Classification, Digital Platform, Machine Learning, Random Forest, UI/UX, User Experience

User experience on digital platforms was an important factor in determining service quality and platform success. This study classified user experience orientation based on User Interface (UI) and User Experience (UX) attributes using the Random Forest algorithm. The dataset was obtained from the Mendeley Data repository and contained 2,271 user evaluation records related to visual and functional elements across various digital platforms. The research stages included data normalization, label generation based on composite visual and functional scores, and model evaluation using 10-fold cross-validation. The results showed that Random Forest classified user experience orientation accurately and consistently, with an accuracy of 86.79%. Feature importance analysis indicated that Visual Hierarchy, Images and Multimedia, and Layout were the most influential attributes. These findings demonstrated that Random Forest was effective for analyzing user experience data and supporting digital platform improvement.

Ini adalah artikel akses terbuka di bawah lisensi [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).



1. Pendahuluan

Perkembangan platform digital dalam beberapa tahun terakhir mengalami peningkatan yang sangat pesat, seiring dengan transformasi digital di berbagai sektor seperti pendidikan, layanan publik, dan media sosial. Kualitas pengalaman pengguna (*User Experience/UX*) menjadi salah satu faktor kunci dalam menentukan keberhasilan suatu platform. Di era persaingan digital yang semakin kompetitif, analisis pengalaman pengguna berbasis data menjadi topik yang semakin relevan. Sejalan dengan hal tersebut, pemanfaatan teknik *data mining* dan *machine learning* untuk mengklasifikasikan pengalaman pengguna menjadi pendekatan yang banyak dikembangkan dalam penelitian terkini, karena teknik analisis data tersebut juga mampu membantu pengembang memahami perilaku pengguna serta meningkatkan kualitas layanan berbasis pengalaman pengguna [1], [2].

Meskipun data pengalaman pengguna tersedia dalam jumlah besar, ulasan pengguna umumnya tidak terstruktur, mengandung ambiguitas bahasa, serta variasi ekspresi yang menyulitkan analisis secara manual. Untuk menghasilkan informasi yang bermakna, diperlukan metode klasifikasi yang mampu mengidentifikasi pola pengalaman pengguna secara akurat dan sistematis. Dalam konteks ini, pendekatan komputasional menjadi solusi yang efektif untuk mengelompokkan dan mengklasifikasikan pengalaman pengguna secara otomatis dan efisien [3]. Pendekatan berbasis komputasi dan analisis data memungkinkan proses pengolahan informasi pengalaman pengguna dilakukan secara lebih sistematis dan akurat dibandingkan analisis manual [4].

Sejumlah penelitian sebelumnya telah menerapkan berbagai algoritma *machine learning* untuk analisis sentimen dan klasifikasi pengalaman pengguna, salah satu di antaranya yang populer adalah Random Forest. Beberapa studi menunjukkan bahwa algoritma ini memiliki performa yang stabil dan akurasi tinggi dalam menangani data teks berdimensi besar serta mampu mengurangi risiko *overfitting* melalui mekanisme *ensemble learning* [5]. Penelitian lain juga menegaskan bahwa Random Forest efektif dalam klasifikasi opini pengguna pada platform digital dengan hasil evaluasi yang kompetitif dibandingkan metode tunggal lainnya [6] serta memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data berdimensi besar serta memberikan interpretasi yang lebih jelas melalui analisis *feature importance* [7].

Sejumlah penelitian telah menerapkan algoritma *machine learning* untuk klasifikasi pengalaman pengguna. Ahmed dan Ahmed (2023) membandingkan *Support Vector Machine* (SVM) dan Random Forest pada data ulasan aplikasi, di mana Random Forest menghasilkan akurasi lebih tinggi pada data berdimensi besar [1]. Meskipun demikian, sebagian besar studi masih berfokus pada analisis umum perilaku pengguna dan belum secara spesifik memetakan orientasi pengalaman pengguna berdasarkan atribut UI dan UX sebagai dua dimensi yang dianalisis secara terpisah [8].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan penerapan algoritma Random Forest untuk mengklasifikasikan pengalaman pengguna pada platform digital berdasarkan data ulasan terkait UI/UX. Random Forest dipilih karena memiliki performa yang baik pada data dengan banyak fitur serta mampu mengurangi risiko *overfitting* melalui mekanisme *ensemble learning*, sehingga sesuai digunakan untuk mengklasifikasikan pengalaman pengguna berdasarkan atribut UI/UX yang beragam [9]. Model yang dibangun akan dievaluasi menggunakan beberapa metrik kinerja untuk memastikan tingkat akurasi dan reliabilitasnya, sehingga mampu menghasilkan model klasifikasi yang kuat dan adaptif terhadap karakteristik data teks pengguna.

Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi model klasifikasi pengalaman pengguna berbasis Random Forest pada platform digital. Melalui pendekatan ini, penelitian diharapkan mampu memberikan kontribusi berupa penyajian kerangka analisis yang sistematis, sehingga dapat menjadi referensi bagi pengembang sistem dan peneliti dalam meningkatkan kualitas layanan digital berbasis data pengguna.

2. Metode

2.1 Metode Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan dataset UI/UX yang diperoleh dari repositori Mendeley Data, yang diunggah oleh Md Atikur Rahman, Md Shohanur Rahman, dan Arpita Ghosh. Dataset berjudul "UI/UX Dataset" tersebut dipublikasikan pada 12 November 2021 dan terdiri dari 2.271 data responden. Dataset ini berisi penilaian pengguna terhadap berbagai platform digital seperti media sosial dan aplikasi berbasis web.

Penilaian terhadap setiap atribut disajikan dalam bentuk skala *Likert* numerik (1-5) yang merepresentasikan tingkat persepsi pengguna terhadap elemen antarmuka dan fungsionalitas sistem yang reliabel dalam mengukur persepsi pengguna [10]. Data tersebut kemudian digunakan sebagai dasar dalam proses analisis *machine learning* untuk mengklasifikasikan kecenderungan orientasi pengalaman pengguna terhadap aspek visual maupun fungsional pada platform digital.

2.2 Tahap Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan analisis untuk mengklasifikasikan kecenderungan pengalaman pengguna terhadap aspek *User Interface* (UI) dan *User Experience* (UX) pada platform digital. Tahapan pertama dimulai dengan pengambilan dataset UI/UX yang berisi penilaian pengguna terhadap berbagai atribut antarmuka dan fungsionalitas sistem menggunakan skala Likert 1-5. Data yang diperoleh kemudian melalui proses normalisasi untuk memastikan seluruh atribut berada pada rentang nilai yang seragam sehingga dapat diproses secara optimal [11].

Selanjutnya dilakukan pembentukan atribut turunan berupa skor visual dan skor fungsional yang diperoleh dari rata-rata beberapa atribut. Kedua skor tersebut kemudian digunakan untuk membentuk label orientasi pengalaman pengguna melalui pendekatan *rule-based classification*, yaitu dengan membandingkan nilai skor visual dan skor fungsional untuk menentukan kategori UI atau UX.

Setelah label terbentuk, kolom kategori UI/UX ditetapkan sebagai variabel target dalam proses klasifikasi. Atribut skor visual dan skor fungsional kemudian tidak digunakan sebagai fitur pelatihan untuk menghindari *data leakage*. Proses pemodelan dilakukan menggunakan algoritma Random Forest, dengan evaluasi performa model melalui teknik *cross validation* untuk memperoleh hasil yang lebih stabil dan objektif. Selain itu, dilakukan analisis *feature importance* untuk mengidentifikasi atribut UI/UX yang paling berpengaruh dalam proses klasifikasi pengalaman pengguna.

2.2.1 Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan kumpulan data penilaian pengguna terhadap berbagai aspek *User Interface* (UI) dan *User Experience* (UX) yang diperoleh dari repositori Mendeley Data. Dataset tersebut berisi nilai numerik yang merepresentasikan persepsi pengguna terhadap elemen antarmuka dan fungsionalitas sistem pada platform digital, seperti tampilan visual, performa aplikasi, kemudahan penggunaan, serta ketersediaan fitur. Setiap atribut dinilai menggunakan skala Likert sehingga memungkinkan dilakukan analisis secara kuantitatif. Data tersebut kemudian dimanfaatkan sebagai variabel dalam proses analisis *machine learning* untuk mengidentifikasi kecenderungan orientasi pengalaman pengguna terhadap aspek visual maupun aspek fungsional pada platform digital.

2.2.2 Preprocessing Data

Sebelum dilakukan proses analisis, dataset terlebih dahulu melalui tahap *preprocessing* untuk memastikan kualitas data yang digunakan dalam pemodelan. Dataset pada penelitian ini berbentuk data numerik penilaian UI/UX, sehingga tahapan *preprocessing* difokuskan pada pembersihan dan penyesuaian skala data.

Tahapan *preprocessing* yang dilakukan meliputi:

a. Data Cleaning

Tahap *data cleaning* bertujuan untuk mengidentifikasi dan menangani kemungkinan data duplikat, inkonsistensi nilai, serta kesalahan input pada dataset. Proses ini dilakukan untuk memastikan kualitas data tetap terjaga sebelum dianalisis, karena data yang tidak bersih dapat menurunkan keandalan hasil analisis pada metode *machine learning*, khususnya pada pendekatan *supervised learning* yang sangat bergantung pada distribusi dan karakteristik data awal [12].

b. Handling Missing Values

Pemeriksaan terhadap nilai yang hilang (*missing values*) dilakukan pada seluruh atribut *dataset*. Apabila ditemukan nilai yang hilang, maka dilakukan penanganan menggunakan teknik imputasi, seperti pengisian dengan nilai rata-rata (*mean*) atau median, agar tidak mengganggu pola data yang digunakan dalam proses *machine learning*. Penanganan *missing values* memastikan data yang dipakai lengkap untuk memaksimalkan performa *machine learning* [12].

c. Normalisasi Data

Seluruh fitur numerik dinormalisasi agar berada pada skala yang seragam sebelum diproses lebih lanjut. Proses ini diperlukan karena metode analisis berbasis perhitungan jarak atau pembobotan numerik sensitif terhadap perbedaan rentang nilai antar atribut, sehingga fitur dengan skala yang lebih besar berpotensi mendominasi hasil pemodelan apabila tidak dilakukan normalisasi terlebih dahulu [12].

2.2.3 *Generate Attribute*

Pada tahap ini dilakukan proses membentuk atribut turunan yang merepresentasikan dua dimensi utama pengalaman pengguna, yaitu dimensi visual (*User Interface/UI*) dan dimensi fungsional (*User Experience/UX*).

Langkah pertama adalah mengelompokkan atribut berdasarkan karakteristiknya. Atribut yang merepresentasikan aspek visual antarmuka, seperti *Color Scheme*, *Visual Hierarchy*, *Layout*, *Typography*, *Images and Multimedia*, serta *Animation and Transitions*, dikategorikan sebagai dimensi visual (UI). Sementara itu, atribut yang berkaitan dengan performa sistem dan kemudahan penggunaan, seperti *Loading Speed*, *Forms and Input Fields*, *Feedback and Error Messages*, *Search Functionality*, dan *Accessibility*, dikategorikan sebagai dimensi fungsional (UX).

Setelah pengelompokan dilakukan, masing-masing kelompok atribut dihitung nilai rata-ratanya untuk membentuk dua skor komposit, yaitu skor visual dan skor fungsional. Secara matematis, skor komposit dihitung menggunakan rata-rata sebagai berikut:

$$\text{Skor Visual} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}$$

$$\text{Skor Fungsional} = \frac{\sum_{j=1}^m Y_j}{m}$$

Di mana n dan m merupakan jumlah atribut dalam masing-masing kelompok. Selanjutnya, kedua skor tersebut digunakan untuk membentuk label pengalaman pengguna menggunakan pendekatan *rule-based classification*.

Aturan ini digunakan untuk menentukan kecenderungan dominan pengalaman pengguna berdasarkan dimensi yang memiliki skor lebih tinggi, aturan yang diterapkan adalah:

- Jika skor visual > skor fungsional, maka dikategorikan sebagai *Visual Oriented* (UI).
- Jika skor visual \leq skor fungsional, maka dikategorikan sebagai *Function Oriented* (UX).

Proses ini menghasilkan variabel target yang akan digunakan dalam tahap klasifikasi menggunakan algoritma Random Forest. Untuk menghindari terjadinya *data leakage*, atribut skor visual dan skor fungsional tidak digunakan sebagai fitur pelatihan dalam proses pemodelan.

2.2.4 *Set Role*

Tahap ini bertujuan untuk menentukan fungsi masing-masing atribut dalam proses pembentukan model klasifikasi. Variabel UI/UX, yang sebelumnya telah dibentuk melalui proses rekayasa atribut, ditetapkan sebagai variabel dependen atau target yang akan diprediksi oleh model. Sementara itu, atribut-atribut lain yang berisi penilaian terhadap elemen visual dan fungsional diposisikan sebagai variabel independen. Variabel-variabel tersebut berperan sebagai sumber informasi yang digunakan model untuk mengenali pola serta hubungan yang memengaruhi kecenderungan orientasi pengguna.

Dengan penetapan ini, sistem *machine learning* dapat membedakan secara jelas antara data masukan (*features*) dan keluaran (*class label*). Langkah ini menjadi prasyarat sebelum memasuki tahapan pelatihan model, karena kesalahan dalam menentukan peran atribut dapat memengaruhi validitas hasil klasifikasi.

2.2.5 *Pemilihan Atribut*

Tahap seleksi atribut dilakukan untuk menentukan variabel mana yang akan digunakan dalam proses pelatihan model klasifikasi. Pada tahap ini, atribut turunan berupa skor visual dan fungsional yang sebelumnya dibentuk melalui proses *Generate Attribute* tidak disertakan sebagai fitur pelatihan. Pemilihan atribut berperan untuk meningkatkan kualitas pengelompokan dengan mengurangi dimensi data dan

menghilangkan variabel yang tidak relevan [13]. Pada dataset yang digunakan dalam penelitian ini, seluruh atribut merupakan variabel numerik yang menggambarkan penilaian pengguna terhadap berbagai aspek *User Interface* (UI) dan *User Experience* (UX).

Oleh karena itu, fitur yang digunakan dalam proses pelatihan hanyalah atribut asli yang merepresentasikan penilaian terhadap elemen UI dan UX sebelum dilakukan proses agregasi. Dengan pendekatan ini, model dipaksa untuk mengidentifikasi pola secara mandiri dari data mentah, sehingga hasil evaluasi menjadi lebih valid dan dapat diandalkan.

2.2.6 Agregasi

Agregasi data dilakukan untuk mengetahui pola distribusi label pengalaman pengguna pada masing-masing platform digital. Proses ini dilakukan dengan menghitung jumlah data yang termasuk dalam kategori *Visual Oriented* dan *Function Oriented* pada setiap platform, sehingga analisis dapat menggambarkan kecenderungan orientasi pengalaman pengguna per platform sekaligus membantu mengidentifikasi perbedaan karakteristik pengalaman pengguna antar platform [14].

2.2.7 Cross Validation

Evaluasi model klasifikasi pada penelitian ini dilakukan menggunakan teknik *10-fold cross validation*. Metode ini diterapkan untuk memperoleh estimasi performa model yang lebih akurat dan tidak bergantung pada satu kali pembagian data. Dalam pendekatan ini, dataset dibagi menjadi sepuluh bagian (*fold*) dengan ukuran yang relatif seimbang. Pada setiap iterasi, sembilan bagian digunakan sebagai data pelatihan dan satu bagian digunakan sebagai data pengujian, kemudian proses tersebut diulang hingga seluruh bagian data pernah menjadi data uji.

Penerapan *10-fold cross validation* bertujuan untuk meningkatkan objektivitas evaluasi model serta mengurangi potensi *overfitting* [15]. Dengan melakukan pengujian secara bergantian pada setiap subset data, model tidak hanya dievaluasi berdasarkan satu skenario pembagian data, melainkan melalui sepuluh skenario berbeda. Nilai performa akhir diperoleh dari rata-rata hasil seluruh iterasi, sehingga menghasilkan ukuran akurasi yang lebih stabil dan representatif terhadap kemampuan generalisasi model.

Dalam penelitian ini, teknik *cross validation* diimplementasikan pada proses klasifikasi menggunakan algoritma Random Forest melalui aplikasi Altair AI Studio (RapidMiner).

2.2.8 Weight by Tree Importance

Tahap terakhir dalam proses analisis adalah pengukuran kontribusi masing-masing atribut terhadap hasil klasifikasi menggunakan metode *Weight by Tree Importance*. Tahapan ini bertujuan untuk mengidentifikasi variabel mana yang memiliki pengaruh paling besar dalam membedakan orientasi pengguna antara kategori *Visual Oriented* (UI) dan *Function Oriented* (UX). Analisis ini dilakukan setelah model Random Forest selesai dilatih dan dievaluasi.

Metode *Tree Importance* pada algoritma Random Forest menghitung tingkat kontribusi setiap atribut berdasarkan seberapa besar pengurangan *impurity* yang dihasilkan oleh atribut tersebut pada proses pembentukan pohon keputusan dalam setiap *tree* [16]. Semakin sering suatu atribut digunakan untuk melakukan pemisahan data (*splitting*) dan semakin besar penurunan *impurity* yang dihasilkan, maka semakin tinggi pula nilai bobot atribut tersebut. Dengan kata lain, atribut dengan nilai *importance* yang lebih besar memiliki pengaruh yang lebih signifikan dalam menentukan hasil prediksi model.

Keluaran dari tahap ini berupa daftar atribut beserta nilai bobot (*feature importance*) masing-masing. Nilai tersebut kemudian digunakan untuk menganalisis faktor dominan yang memengaruhi kecenderungan orientasi pengguna. Melalui pendekatan ini, penelitian tidak hanya menghasilkan model klasifikasi dengan performa yang baik, tetapi juga memberikan interpretasi yang lebih mendalam mengenai atribut yang paling berperan dalam membedakan dimensi UI dan UX.

3. Hasil dan Analisis

Pada bagian ini dibahas hasil dari proses pengolahan data, pemodelan klasifikasi menggunakan algoritma Random Forest, serta evaluasi performa model. Pengolahan data dilakukan untuk mempersiapkan dataset UI/UX melalui normalisasi data dan pembentukan atribut turunan berupa skor visual dan skor fungsional. Selanjutnya, label orientasi pengalaman pengguna dibentuk menggunakan

pendekatan *rule-based classification*. Model Random Forest kemudian digunakan untuk melakukan klasifikasi dan dievaluasi menggunakan teknik *cross validation* serta analisis *feature importance*.

3.1. Proses Pengolahan Data

Sebelum dilakukan proses klasifikasi, dataset UI/UX terlebih dahulu melalui tahap normalisasi untuk menyamakan skala nilai pada setiap atribut. Normalisasi dilakukan menggunakan metode **Z-score** sehingga nilai atribut memiliki rata-rata mendekati nol dan standar deviasi satu. Perbandingan data sebelum dan sesudah normalisasi dapat dilihat pada Gambar 1 dan Gambar 2.

Row No.	Name	Age	Gender	Platform	User_exper...	Color Sche...	Visual Hiera...	Typography	Images and ...	Layout
1	Mohammad ...	21	male	Twitter	Intuitive	5	3	5	4	5
2	Fatima Khanam	45	female	Youtube	Intuitive	4	3	3	4	4
3	Ashfaq Ahmed	53	male	Facebook	Inconsistent ...	3	3	4	5	4
4	Nasreen Beg...	63	female	Website	Adequate	4	3	3	5	5
5	Shahidul Islam	66	male	Website	Limited Menu...	3	3	4	5	3
6	Farida Akhtar	49	female	Youtube	Confusing	5	5	3	3	4
7	Aminul Haque	64	male	Twitter	Intuitive	4	4	4	3	4
8	Ayesha Siddi...	30	female	Website	Well-structured	5	5	4	5	5
9	Abdur Rahman	75	male	Website	Engaging	5	5	4	4	4
10	Sultana Parv...	41	female	Facebook	Intuitive	3	4	4	4	4
11	Kamrul Hasan	64	male	Youtube	Clear and co...	5	4	4	4	5
12	Nusrat Jahan	27	female	Facebook	Limited Menu...	3	5	4	3	4
13	Mosharraf Ho...	56	male	Instagram	Inconsistent ...	5	4	4	5	5
14	Sahida Akhter	53	female	Facebook	Clear and co...	4	4	3	5	3
15	Iqbal Hussain	59	male	Facebook	Intuitive	4	4	4	5	3

Gambar 1. Data Sebelum Normalisasi

Row No.	Age	Color Sche...	Visual Hiera...	Typography	Images and ...	Layout	Mobile Resp...	CTA (Call to...	Forms and L...	Feedback a...
1	-1.558	1.246	-1.584	1.994	-0.122	1.298	-2.010	-0.319	-1.560	-0.142
2	-0.125	-0.170	-1.584	-1.650	-0.122	-0.348	-2.010	-1.998	1.276	-0.142
3	0.352	-1.586	-1.584	0.172	1.306	-0.348	1.307	-1.998	1.276	-0.142
4	0.949	-0.170	-1.584	-1.650	1.306	1.298	-0.351	1.360	-0.142	-0.142
5	1.129	-1.586	-1.584	0.172	1.306	-1.993	-0.351	1.360	1.276	1.273
6	0.113	1.246	1.255	-1.650	-1.550	-0.348	1.307	-0.319	1.276	-0.142
7	1.009	-0.170	-0.164	0.172	-1.550	-0.348	-0.351	-1.998	-0.142	-0.142
8	-1.021	1.246	1.255	0.172	1.306	1.298	-0.351	1.360	-0.142	1.273
9	1.666	1.246	1.255	0.172	-0.122	-0.348	-0.351	1.360	-1.560	-1.557
10	-0.364	-1.586	-0.164	0.172	-0.122	-0.348	1.307	-0.319	-0.142	-1.557
11	1.009	1.246	-0.164	0.172	-0.122	1.298	-0.351	-0.319	-0.142	-0.142
12	-1.200	-1.586	1.255	0.172	-1.550	-0.348	-0.351	-0.319	1.276	-0.142
13	0.531	1.246	-0.164	0.172	1.306	1.298	1.307	1.360	1.276	-0.142
14	0.352	-0.170	-0.164	-1.650	1.306	-1.993	-0.351	-1.998	-1.560	1.273
15	0.711	-0.170	-0.164	0.172	1.306	-1.993	-0.351	-0.319	-0.142	-1.557

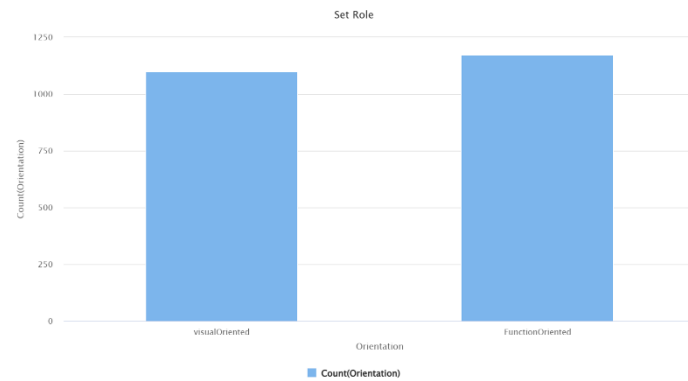
Gambar 2. Data Sesudah Normalisasi

3.2. Pembentukan Label Orientasi Pengguna

Setelah proses normalisasi dilakukan, atribut UI dan UX digunakan untuk menghitung skor visual dan skor fungsional berdasarkan nilai rata-rata masing-masing atribut. Hasil perhitungan tersebut kemudian digunakan untuk membentuk label orientasi pengalaman pengguna menggunakan pendekatan *rule-based classification*. Distribusi label orientasi pengalaman pengguna ditunjukkan pada Tabel 1 dan divisualisasikan pada Gambar 3.

Tabel 1. Distribusi Label Orientasi Pengguna

Orientasi	Jumlah	Persentase
<i>Function Oriented</i>	1173	51.7 %
<i>Visual Oriented</i>	1098	48.3%



Gambar 3. Visualisasi Label Orientasi Pengguna

Hasil distribusi label menunjukkan bahwa data *Function Oriented* berjumlah 1173 (51,7%) dan *Visual Oriented* berjumlah 1098 (48,3%). Distribusi ini menunjukkan bahwa kedua kelas memiliki proporsi yang relatif seimbang sehingga dapat digunakan dengan baik dalam proses klasifikasi.

3.3. Distribusi Orientasi Pengguna pada Platform Digital

Setelah label orientasi pengalaman pengguna terbentuk, atribut UI dan UX digunakan untuk menghitung skor visual dan skor fungsional berdasarkan nilai rata-rata masing-masing atribut. Hasil perhitungan tersebut kemudian digunakan untuk membentuk label orientasi pengalaman pengguna menggunakan pendekatan *rule-based classification*. Distribusi orientasi pengguna pada masing-masing platform digital ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Distribusi Platform

Orientasi	Platform	Jumlah Platform
<i>FunctionOriented</i>	Youtube	265
<i>VisualOriented</i>	Youtube	231
<i>FunctionOriented</i>	Website	223
<i>VisualOriented</i>	Website	228
<i>FunctionOriented</i>	Twitter	223
<i>VisualOriented</i>	Twitter	212
<i>FunctionOriented</i>	Instagram	232
<i>VisualOriented</i>	Instagram	220
<i>FunctionOriented</i>	Facebook	230
<i>VisualOriented</i>	Facebook	207

Hasil agregasi menunjukkan bahwa distribusi orientasi pengguna berbeda pada setiap platform digital. Platform YouTube memiliki jumlah data terbanyak sehingga jumlah pengguna dengan orientasi fungsional maupun visual lebih tinggi dibandingkan platform lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa platform dengan tingkat penggunaan yang lebih tinggi menghasilkan lebih banyak data evaluasi pengalaman pengguna.

3.4. Hasil Klasifikasi Random Forest

Setelah proses pembentukan label dan analisis distribusi data, dilakukan proses klasifikasi menggunakan algoritma Random Forest. Evaluasi model dilakukan menggunakan metode *cross validation* untuk mengukur kinerja model dalam mengklasifikasikan orientasi pengalaman pengguna.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model Random Forest

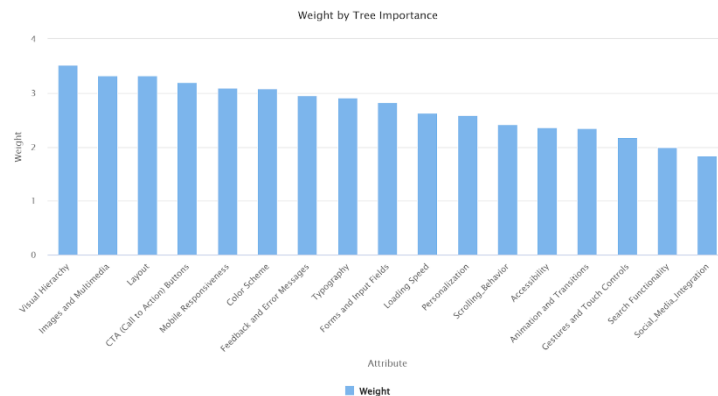
Prediksi	Visual Oriented	Function Oriented	Precision
Prediksi <i>VisualOriented</i>	924	126	88,00%
Prediksi <i>FunctionOriented</i>	174	1047	85,75%
<i>Recall</i>	84,15%	89,26%	

Tabel 3 menunjukkan hasil evaluasi model menggunakan metode *cross validation*, di mana algoritma Random Forest mampu mengklasifikasikan orientasi pengalaman pengguna dengan akurasi sebesar 86,79%. Nilai *precision* untuk kelas *Visual Oriented* sebesar 88,00%, sedangkan untuk kelas *Function*

Oriented sebesar 85.75%. Selain itu, nilai *recall* masing-masing kelas adalah 84.15% untuk *Visual Oriented* dan 89.26% untuk *Function Oriented*. Hasil ini menunjukkan bahwa model *Random Forest* memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan kedua kategori orientasi pengalaman pengguna.

3.5. Analisis Feature Importance

Untuk mengetahui atribut yang paling berpengaruh dalam proses klasifikasi, dilakukan analisis menggunakan metode *Weight by Tree Importance*. Hasil analisis feature importance ditunjukkan pada Gambar 4. Hasil analisis menunjukkan bahwa atribut *Visual Hierarchy* memiliki nilai bobot tertinggi dibandingkan atribut lainnya, diikuti oleh *Images and Multimedia*, *Layout*, *CTA (Call-to-Action) Buttons*, dan *Mobile Responsiveness*. Hal ini menunjukkan bahwa aspek struktur visual dan penyajian konten memiliki pengaruh yang lebih besar terhadap orientasi pengalaman pengguna dibandingkan atribut lainnya.



Gambar 4. Feature Importance pada Model Random Forest

Temuan ini menunjukkan bahwa aspek tata letak visual dan penyajian informasi pada antarmuka memiliki peran penting dalam membentuk orientasi pengalaman pengguna pada platform digital.

4. Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa algoritma *Random Forest* mampu mengklasifikasikan orientasi pengalaman pengguna pada platform digital secara akurat dan stabil. Dengan menggunakan pendekatan pembentukan skor komposit visual dan fungsional serta evaluasi *10-fold cross validation*, model menghasilkan akurasi sebesar 86,79% dengan nilai *precision* dan *recall* yang seimbang pada kedua kelas, yaitu *Visual Oriented* dan *Function Oriented*. Hasil analisis *feature importance* menunjukkan bahwa atribut *Visual Hierarchy*, *Images and Multimedia*, dan *Layout* menjadi faktor dominan dalam membedakan orientasi pengguna. Temuan ini membuktikan bahwa pendekatan berbasis *machine learning* tidak hanya efektif dalam memprediksi kecenderungan pengalaman pengguna, tetapi juga mampu memberikan wawasan *data-driven* mengenai elemen UI dan UX yang paling berpengaruh dalam meningkatkan kualitas platform digital.

Referensi

- [1] J. Ahmed and M. Ahmed, "Classification, detection and sentiment analysis using machine learning over next generation communication platforms," *Microprocess. Microsyst.*, vol. 98, p. 104795, Apr. 2023, doi: 10.1016/j.micpro.2023.104795.
- [2] A. T. Talmera, M. Wardhana, and V. Ratnasari, "Analysis of the Impact of UI/UX Elements on User Satisfaction and Loyalty In E-Commerce Platforms: An Empirical Study on the Tokopedia Platform," *Journal of Social Research*, vol. 4, no. 8, pp. 1756–1766, Jul. 2025, doi: 10.55324/josr.v4i7.2613.
- [3] N. Nurzaman, N. Suarna, and W. Prihartono, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Threads Di Google Playstore Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 1, pp. 967–974, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8708.
- [4] G. Samawi *et al.*, "Evaluating Usability and User Experience Amid COVID-19: The Case of Innovative Digital Retailers," <https://services.igi->

- [global.com/resolvedoi/resolve.aspx?doi=10.4018/IJTHI.328090](https://doi.org/10.4018/IJTHI.328090), vol. 19, no. 1, pp. 1–23, Jan. 1AD, doi: 10.4018/IJTHI.328090.
- [5] A. Gunakala and A. Hussain Shahid, “A comparative study on performance of basic and ensemble classifiers with various datasets,” *Applied Computer Science*, vol. Vol. 19, no. 1, pp. 107–132, 2023, doi: 10.35784/acs-2023-08.
- [6] A. Pura *et al.*, “Analisa Ulasan Pengguna Aplikasi Mobile Legends Bang-Bang dengan Menggunakan Metode Algoritma K-Means,” *Digital Transformation Technology*, vol. 6, no. 1, pp. 62–72, Feb. 2026, doi: 10.47709/digitech.v6i1.7469.
- [7] C. Stamkou, V. Saprikis, G. F. Fragulis, and I. Antoniadis, “User Experience and Perceptions of AI-Generated E-Commerce Content: A Survey-Based Evaluation of Functionality, Aesthetics, and Security,” *Data (Basel)*, vol. 10, no. 6, p. 89, Jun. 2025, doi: 10.3390/data10060089.
- [8] H. B. Santoso, M. Schrepp, L. M. Hasani, R. Fitriansyah, and A. Setyanto, “The use of User Experience Questionnaire Plus (UEQ+) for cross-cultural UX research: evaluating Zoom and Learn Quran Tajwid as online learning tools,” *Heliyon*, vol. 8, no. 11, Nov. 2022, doi: 10.1016/j.heliyon.2022.e11748.
- [9] S. F. Jannah, R. Astuti, and F. Muhamad Basysyar, “Implementasi Algoritma Random Forest Pada Aplikasi Picsart Berdasarkan Respon Pengguna,” 2024. [Online]. Available: <https://github.com/Aannn31/Analisis>
- [10] A. Dwi, D. * Yuhandri, and G. W. Nurcahyo, “Analisis Sentimen Terhadap Opini Publik pada Sosial Media Twitter Menggunakan Metode Support Vector Machine,” *Jurnal KomtekInfo*, pp. 1–10, Mar. 2024, doi: 10.35134/komtekinform.v11i1.439.
- [11] K. Sandamal, S. Shashiprabha, N. Muttill, and U. Rathnayake, “Pavement Roughness Prediction Using Explainable and Supervised Machine Learning Technique for Long-Term Performance,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 12, 2023, doi: 10.3390/su15129617.
- [12] P. Koukaras and C. Tjortjis, “Data Preprocessing and Feature Engineering for Data Mining: Techniques, Tools, and Best Practices,” *AI*, vol. 6, no. 10, p. 257, Oct. 2025, doi: 10.3390/ai6100257.
- [13] C. Wongoutong, “The impact of neglecting feature scaling in k-means clustering,” *PLoS One*, vol. 19, no. 12, p. e0310839, Dec. 2024, doi: 10.1371/journal.pone.0310839.
- [14] R. Artikel, D. Khuntari, “Analisis Pengalaman Pengguna Aplikasi Gojek dan Grab dengan Pendekatan User Experience Questionnaire,” *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 1, pp. 275–286–275 – 286, Apr. 2022, doi: 10.28932/jutisi.v8i1.4499.
- [15] W. Wijiyanto, A. I. Pradana, S. Sopingi, and V. Atina, “Teknik K-Fold Cross Validation untuk Mengevaluasi Kinerja Mahasiswa,” *Jurnal Algoritma*, vol. 21, no. 1, pp. 239–248, May 2024, doi: 10.33364/algoritma/v.21-1.1618.
- [16] A. M. H. Abbas, K. I. Ghauth, and C. Y. Ting, “User Experience Design Using Machine Learning: A Systematic Review,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 51501–51514, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3173289.