

## Penggunaan Supervised Learning untuk Prediksi Validitas Ulasan Negatif Aplikasi Tokopedia Berdasarkan Pengalaman Pengguna Ahli

Fahmi Fiddin<sup>1</sup>, Muhammad Yusuf Syahbarna<sup>2</sup>, Mohammad Ridwan<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Teknik Informatika, Universitas Islam Syekh Yusuf, Jln. Syekh Yusuf No.10, Babakan Kec. Tangerang,

Email: <sup>1</sup>fahmifiddin96@gmail.com, <sup>2</sup>myusufsyahbarna@gmail.com, <sup>3</sup>mridwan@unis.ac.id

Email Penulis Korespondensi: fahmifiddin96@gmail.com

### Article History:

Received Jun 12<sup>th</sup>, 2024

Revised Jul 14<sup>th</sup>, 2024

Accepted Aug 09<sup>th</sup>, 2024

### Abstrak

Memahami dan mengklasifikasikan ulasan negatif menjadi penting bagi Tokopedia untuk meningkatkan kualitas layanan dan produknya. Namun, validitas ulasan negatif menjadi tantangan utama karena adanya kemungkinan ulasan palsu atau ulasan dengan motif tidak jujur. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi validitas ulasan negatif menggunakan metode supervised learning dengan tiga algoritma berbeda: Naive Bayes, Decision Tree, dan Random Forest. Metodologi penelitian melibatkan pengumpulan data ulasan negatif dari Google Play Store, text pre-processing, dan pengujian model dengan teknik k-fold cross-validation dengan 10-fold. Data diambil melalui proses scraping menghasilkan 498 ulasan negatif yang kemudian diproses dan diimbangi menggunakan metode SMOTE. Evaluasi dilakukan berdasarkan akurasi, presisi, recall, dan F1 Score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Random Forest memiliki performa terbaik dengan akurasi 77,42% dan AUC (Area Under Curve) sebesar 0,870, dibandingkan dengan Naive Bayes dan Decision Tree yang masing-masing mencapai akurasi 69,12% dan 73,21%. Implementasi model ini meningkatkan efisiensi proses moderasi ulasan, meningkatkan kepercayaan pengguna, dan memberikan umpan balik yang lebih akurat kepada penjual. Kesimpulannya, Random Forest efektif dalam memprediksi validitas ulasan negatif, memberikan solusi untuk meningkatkan kualitas layanan Tokopedia melalui teknologi supervised learning.

**Kata Kunci :** Tokopedia, Ulasan Negatif, *Machine Learning*, Validasi Ulasan

### Abstract

*Understanding and classifying negative reviews is crucial for Tokopedia to improve the quality of its services and products. However, the validity of negative reviews poses a significant challenge due to the possibility of fake reviews or reviews with dishonest motives. This study aims to predict the validity of negative reviews using supervised learning methods with three different algorithms: Naive Bayes, Decision Tree, and Random Forest. The research methodology involves collecting negative review data from the Google Play Store, text pre-processing, and testing the model using the k-fold cross-validation technique with 10-fold. Data was collected through a scraping process, resulting in 498 negative reviews that were then processed and balanced using the SMOTE method. Evaluation was based on accuracy, precision, recall, and F1 Score. The research results show that the Random Forest algorithm has the best performance with an accuracy of 77.42% and an AUC (Area Under Curve) of 0.870, compared to Naive Bayes and Decision Tree which achieved accuracies of 69.12% and 73.21%, respectively. The implementation of this model increases the efficiency of the review moderation process, boosts user trust, and provides more accurate feedback to sellers. In conclusion, Random Forest is effective in predicting the validity of negative reviews, offering a solution to enhance the quality of Tokopedia's services through supervised learning technology.*

**Keyword :** Tokopedia, Negative Reviews, *Machine Learning*, Review Validation

## 1. PENDAHULUAN

Dunia *e-commerce* di Indonesia terus berkembang pesat dengan munculnya platform-platform seperti Tokopedia, yang tidak hanya memfasilitasi transaksi belanja tetapi juga memberikan ruang bagi pengguna untuk memberikan ulasan terhadap produk yang dibeli. Ulasan ini mencakup pujian, kritik, serta keluhan yang berharga bagi platform seperti Tokopedia dalam meningkatkan kualitas layanan dan produknya. Klasifikasi ulasan negatif menjadi kunci dalam memahami sentimen pengguna secara otomatis, yang dapat membantu dalam mengidentifikasi masalah yang dihadapi pengguna dan menanggapi mereka secara efektif[1][2][3]. Bagi Tokopedia, memahami kategori ulasan pengguna, baik positif, negatif, maupun netral, menjadi sangat penting. Informasi ini dapat dijadikan sebagai landasan untuk perbaikan layanan dan peningkatan kualitas produk yang ditawarkan. Tokopedia, sebagai salah satu platform *e-commerce* terdepan di Indonesia, memiliki banyak pengguna yang aktif memberikan ulasan terhadap produk yang mereka beli. Ulasan dari pengguna Tokopedia tidak hanya terbatas pada platform Tokopedia itu sendiri, tetapi juga dapat ditemukan di Google *playstore*. Di sana, pengguna dapat mengekspresikan pengalaman mereka menggunakan aplikasi Tokopedia. Ulasan ini memberikan wawasan berharga bagi Tokopedia untuk memahami perspektif pengguna dan menanggapi masukan mereka dengan cepat dan efektif[4]. Tokopedia, diluncurkan pada 17 Agustus 2009 oleh PT. Tokopedia[5], Toko aplikasi resmi Android, Google *Playstore*, memungkinkan pengguna mengunduh berbagai macam aplikasi, permainan, musik, film, dan buku. Pengguna juga bisa mengevaluasi aplikasi, seperti Tokopedia, di Google *Playstore*. Ulasan produk Tokopedia dan pengalaman pengguna dengan aplikasinya adalah hal biasa di Google *Playstore*[6]. Volume ulasan yang besar dan penggunaan singkatan dalam beberapa ulasan dapat menyulitkan pemahaman maksud ulasan tersebut[7][8]. Aplikasi berfungsi sebagai platform bagi pengguna untuk berbagi pengalaman satu sama lain melalui ulasan[9]. Ulasan ini bisa berupa saran, kritik, atau bahkan sekedar curhat. Ulasan memungkinkan pengguna untuk mengekspresikan pemikiran mereka baik positif atau negatif tentang perangkat lunak. Pengembang aplikasi dapat menilai dan meningkatkan kualitas aplikasi mereka dengan bantuan informasi yang terdapat dalam ulasan pengguna. Umpan balik pengguna dapat membantu pengembang dalam mengidentifikasi kekuatan dan keterbatasan suatu aplikasi serta dalam memunculkan ide-ide baru untuk aplikasi yang akan dikembangkan di masa depan. Pengembang dapat membuat aplikasi yang lebih sesuai dengan permintaan pelanggannya dan lebih mudah digunakan dengan memiliki pemahaman menyeluruh tentang ulasan pengguna. Pada akhirnya, hal ini akan meningkatkan kepuasan pelanggan dan memacu pengembangan aplikasi[10][11].

Masalah utama yang dihadapi oleh platform seperti Tokopedia adalah validitas dari ulasan-ulasan negatif tersebut. Beberapa ulasan mungkin diposting oleh pesaing yang ingin merusak reputasi produk tertentu, atau oleh pengguna yang memiliki motif tertentu yang tidak jujur. Selain itu, ada juga kemungkinan ulasan negatif yang dihasilkan dari kesalahpahaman atau ekspektasi yang tidak realistis dari pengguna. Validasi manual setiap ulasan oleh tim moderasi adalah proses yang memakan waktu dan tidak praktis mengingat volume ulasan yang sangat besar. Metode tradisional yang digunakan untuk menyaring ulasan tidak selalu efektif dan sering kali tidak dapat mengimbangi laju pertumbuhan ulasan.

Untuk mengatasi tantangan ini, diperlukan metode yang lebih efisien dan akurat dalam memverifikasi validitas ulasan negatif. Pendekatan tradisional yang mengandalkan verifikasi manual oleh tim moderasi sangat tidak efisien dan mahal. Selain itu, metode tersebut tidak mampu menangani volume ulasan yang terus meningkat dengan cepat. Oleh karena itu, diperlukan solusi yang dapat secara otomatis dan akurat memprediksi validitas ulasan negatif untuk memastikan bahwa ulasan yang ditampilkan benar-benar mencerminkan pengalaman pengguna yang sah dan dapat diandalkan.

Partisipasi pengguna ahli dalam penelitian ini sangat penting untuk memastikan keakuratan data latih. Pengguna ahli, dengan pengalaman dan pengetahuan mendalam tentang produk dan layanan di Tokopedia, dapat memberikan penilaian yang lebih objektif dan terpercaya mengenai validitas ulasan negatif. Dengan melibatkan mereka dalam proses pelabelan, model *supervised learning* yang dikembangkan akan memiliki basis data yang kuat dan representatif, sehingga mampu membuat prediksi yang lebih akurat.

Penerapan model *supervised learning* untuk memperkirakan kebenaran ulasan buruk di situs *e-commerce* seperti Tokopedia masih tergolong baru dan mutakhir. Metode ini berpotensi meningkatkan akurasi dan efisiensi proses verifikasi tinjauan. Beberapa teknik pembelajaran mesin seperti *Random Forest*, *Decision Tree*, dan *Naive Bayes* akan digunakan dalam penelitian ini. Ketiga algoritma ini dipilih karena semuanya menyertakan fitur yang dapat digunakan untuk membedakan ciri dan pola ulasan yang sah dan palsu.

Penelitian sebelumnya yang telah dilakukan oleh[12] dengan jumlah 992 dataset menggunakan algoritma *Naive Bayes* dan *K-Nearest Neighbor* untuk menganalisis sentimen ulasan pada aplikasi Tokopedia. *Naive Bayes* menghasilkan akurasi sebesar 75,30%, sementara *K-Nearest Neighbor* mencapai akurasi 86,09%. Meskipun penelitian sebelumnya telah menunjukkan potensi penggunaan *machine learning* dalam analisis sentimen. Namun, belum ada penelitian yang berfokus pada identifikasi ulasan palsu pada aplikasi Tokopedia dengan menggunakan metode *Naive Bayes*, *Decision Tree*, dan *Random Forest*. Hal ini menunjukkan celah penelitian yang dapat dieksplorasi untuk memperdalam pemahaman terhadap evaluasi ulasan pengguna dalam konteks aplikasi *e-commerce* tertentu seperti Tokopedia.

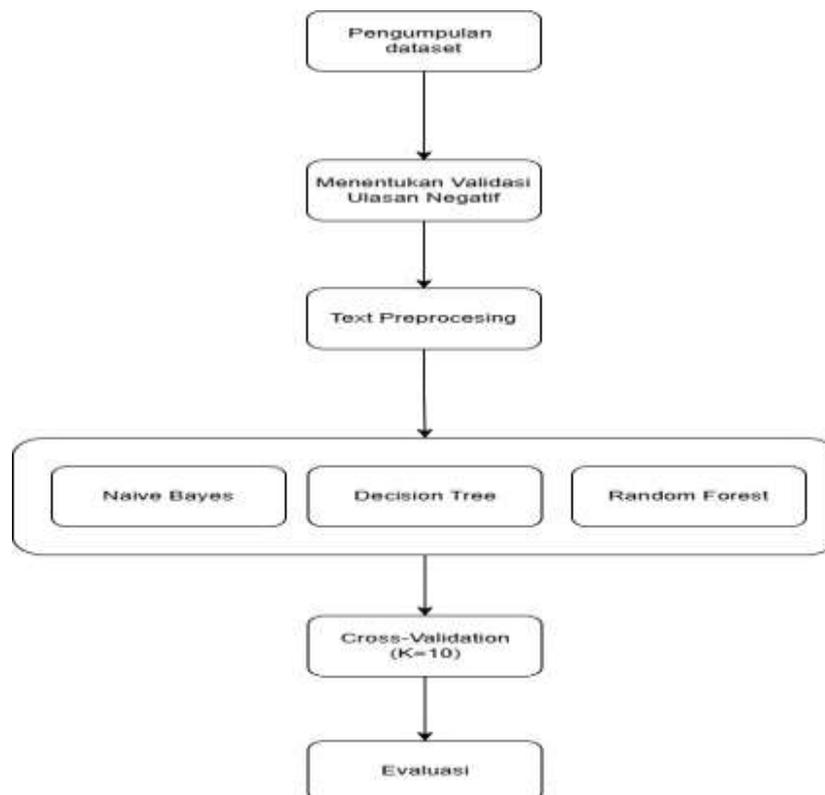
Berdasarkan masalah yang peneliti uraikan dan beberapa penelitian yang sudah dilakukan, penelitian ini berfokus pada aplikasi *Tokopedia*, menggunakan kumpulan data ulasan yang sudah di validasi oleh pengguna berpengalaman,

peneliti menggunakan tiga metode klasifikasi untuk mengklasifikasikan efektivitas ulasan dan teknik *k-fold cross-validation* dengan fold-10 untuk evaluasi kinerja model. Selain itu, hasil penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi pada pengembangan metode yang lebih efektif dan efisien untuk mendeteksi ulasan yang tidak valid.

Implementasi model supervised learning yang berhasil akan memberikan beberapa manfaat bagi Tokopedia. Pertama, meningkatkan efisiensi dan efektivitas proses moderasi ulasan, memungkinkan tim moderasi untuk fokus pada kasus-kasus yang benar-benar membutuhkan intervensi manusia. Kedua, meningkatkan kepercayaan pengguna terhadap ulasan di platform, karena ulasan yang valid dapat diidentifikasi dan diprioritaskan. Ketiga, memberikan umpan balik yang lebih akurat kepada penjual mengenai masalah yang dihadapi pengguna, sehingga mereka dapat melakukan perbaikan yang relevan. Secara keseluruhan, penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi pada peningkatan kualitas layanan di Tokopedia dan memberikan contoh implementasi teknologi canggih dalam verifikasi ulasan di industri e-commerce.

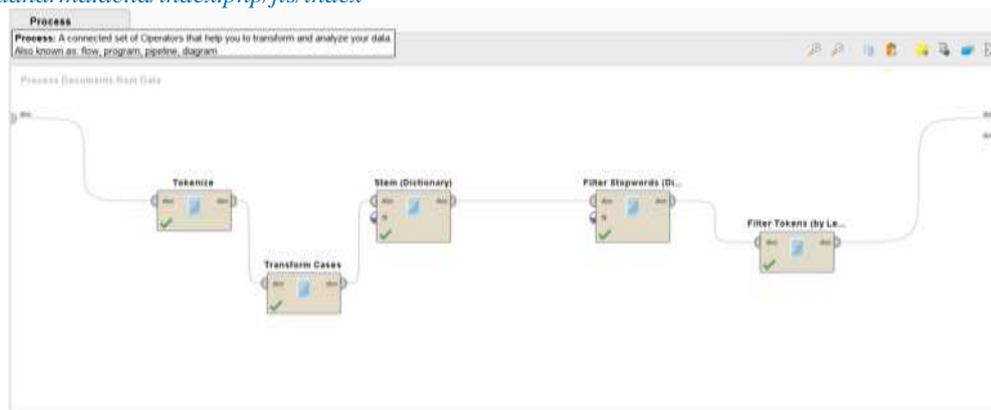
## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. **Pengumpulan data**  
Penelitian ini dimulai dengan pengambilan data dari Google Play Store. Dilakukan scraping pada ulasan negatif pada aplikasi e-commerce Tokopedia menggunakan bahasa pemrograman Python dan package Google Play Scraper. Proses ini menghasilkan data ulasan negatif dengan bentuk text review. Data tersebut berjumlah 498 data sebelum dilakukannya text preprocessing.
2. **Menentukan Validasi Ulasan**  
Menentukan kriteria yang jelas untuk menilai validitas ulasan negatif berdasarkan pengalaman pengguna ahli.
3. **Text pre-processing**  
Persiapan data awal dilakukan melalui tahap text pre-processing agar data siap diolah dan dianalisis, seperti pada analisis sentimen. Tahap ini meliputi cleaning, case folding, tokenizing, stemming, dan filtering[13]. Sebelum data yang dikumpulkan dalam bentuk mentah dapat digunakan, text pre-processing harus dilakukan. Untuk meningkatkan presisi dan kualitas data untuk digunakan pada tahap analisis lanjutan selanjutnya adalah tujuan persiapan data.



Gambar 2. Text Preprocessing

Pada Gambar 3, ditunjukkan proses *text preprocessing* yang dilakukan pada aplikasi RapidMiner. *Preprocessing* teks merupakan langkah penting dalam analisis teks untuk mempersiapkan data agar dapat diproses dengan baik oleh algoritma machine learning. Operator yang digunakan untuk *preprocessing* teks mencakup beberapa tahapan penting.

Pertama, operator *tokenizing* digunakan untuk memecah teks menjadi unit-unit yang lebih kecil seperti kata, angka, atau tanda baca. Ini adalah langkah dasar yang memungkinkan teks diuraikan menjadi komponen-komponen yang dapat dianalisis secara individual.

Kedua, operator *Transform cases* digunakan untuk mengubah kapitalisasi karakter dalam teks, sehingga konsistensi dalam teks dapat terjaga dan memudahkan proses analisis berikutnya. Misalnya, semua huruf diubah menjadi huruf kecil untuk memastikan bahwa kata-kata yang sama dengan kapitalisasi berbeda tidak dianggap berbeda oleh algoritma.

Ketiga, operator *Stem (Dictionary)* digunakan untuk proses di mana setiap kata dalam teks dicocokkan dengan entri dalam kamus yang berisi pasangan kata dan bentuk dasarnya. Jika kata tersebut ada dalam kamus, ia diganti dengan bentuk dasarnya.

Keempat, operator *Filter stopwords* digunakan untuk memfilter kata-kata yang dianggap kurang informatif dalam sebuah teks. Kata-kata ini biasanya berupa kata fungsi seperti "di", "dari", "pada", kata hubung seperti "dan", "atau", "tetapi", kata sandang seperti "si", "sang", dan kata seru seperti "wah", "hei". Menghilangkan kata-kata ini membantu fokus pada kata-kata yang lebih bermakna dalam teks.

Kelima, operator *Filter tokens* digunakan untuk menghilangkan kata-kata yang sangat pendek, biasanya kurang dari 3 karakter. Kata-kata pendek ini sering kali tidak memberikan banyak informasi dan dapat mengganggu analisis teks.

Seluruh tahapan *preprocessing* ini bertujuan untuk membersihkan dan menyiapkan data teks agar lebih mudah dianalisis oleh algoritma *machine learning*, sehingga dapat menghasilkan model yang lebih akurat dan efektif dalam mengklasifikasikan ulasan negatif pada aplikasi Tokopedia.

#### 4. Naive Bayes

Naïve Bayes merupakan algoritma klasifikasi yang ampuh dan banyak digunakan. Meskipun memiliki asumsi independensi fitur yang terkadang tidak sesuai dengan realita, Naïve Bayes menawarkan kemudahan implementasi, kecepatan klasifikasi, dan akurasi yang baik, terutama dengan data latih yang besar[14]. Untuk menentukan hasil klasifikasi, algoritma ini terlebih dahulu menentukan kemungkinan setiap kategori berdasarkan fitur pada data. Kategori dengan probabilitas tertinggi kemudian dipilih. Naïve Bayes dapat secara akurat memprediksi apakah suatu ulasan baik, negatif, atau netral dalam klasifikasi ulasan Tokopedia, meskipun terkadang terdapat korelasi antar karakteristik yang tidak sepenuhnya independen[15].

#### 5. Decision Tree

Decision tree, atau pohon keputusan, adalah teknik machine learning yang ampuh untuk membuat model prediktif. Ia disusun menyerupai struktur pohon, dimana setiap cabang merepresentasikan sebuah keputusan dan daunnya menunjukkan hasil akhir. Metode ini sangat berguna untuk berbagai keperluan, seperti klasifikasi data, prediksi, dan tentunya, untuk membantu kita dalam mengambil keputusan secara sistematis. Decision tree membagi data input ke dalam subset-subset berdasarkan fitur tertentu, dan setiap pembagian diwakili oleh cabang baru dalam pohon. Proses ini berlanjut sampai semua data dalam subset memiliki kategori yang sama atau tidak ada lagi fitur yang bisa digunakan untuk pembagian. Keunggulan utama dari decision tree adalah kemampuannya untuk menangani data yang bersifat non-linear dan interaksi yang kompleks antar fitur, serta kemudahannya dalam interpretasi karena model yang dihasilkan mirip dengan proses pengambilan keputusan manusia[16].

#### 6. Random Forest

Random forest adalah algoritma machine learning yang powerful dalam ranah supervised learning, khususnya untuk klasifikasi dan regresi. Ia tidak bekerja sendirian, melainkan menggabungkan banyak sekali decision tree (pohon keputusan) untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan stabil. Algoritma ini bekerja dengan membangun sejumlah besar pohon keputusan selama pelatihan dan menggabungkan hasilnya untuk membuat keputusan akhir[17]. Setiap pohon dalam hutan acak (random forest) dilatih menggunakan subset acak dari data dan subset acak dari fitur, yang membantu meningkatkan keragaman model dan mengurangi overfitting. Ketika melakukan prediksi, random forest menggabungkan prediksi dari semua pohon dan memilih hasil yang paling banyak diprediksi (voting) atau rata-rata dari hasil untuk regresi. Keunggulan utama dari random forest adalah kemampuannya untuk memberikan prediksi yang sangat akurat, menangani data dengan jumlah besar dan fitur yang tinggi, serta kemampuannya untuk memberikan estimasi tentang pentingnya setiap fitur dalam prediksi[18].

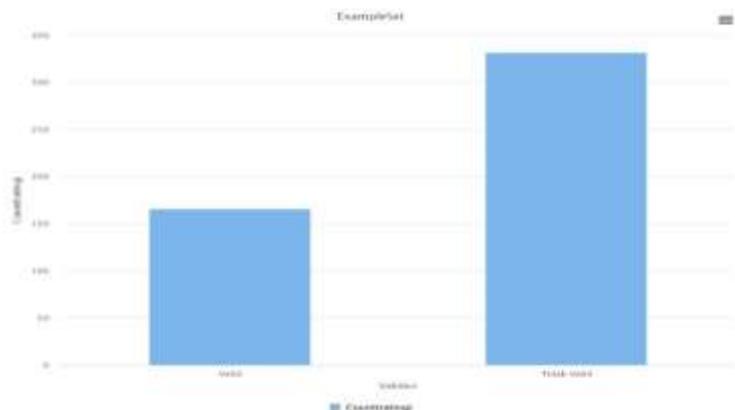
7. *Evaluasi*

Setelah klasifikasi selesai, tahap berikutnya adalah evaluasi. Para peneliti dalam penelitian ini menggunakan evaluasi untuk mengukur kinerja pengklasifikasi. Dengan mengukur nilai akurasi, presisi, dan recall.

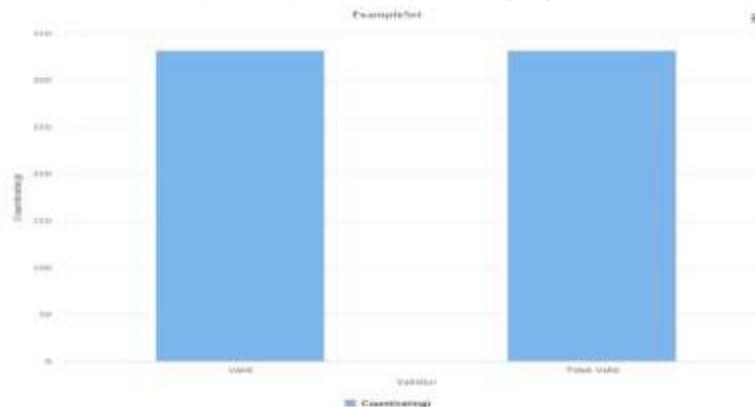
### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Dataset

Terdapat 498 data dalam dataset yang diambil dari review Google Play Store aplikasi Tokopedia selama tahap scrapping. Kumpulan data kemudian menjalani prapemrosesan teks. Kumpulan data tersebut kemudian diberi kelas atau label. Pendekatan SMOTE digunakan dalam penelitian ini untuk mengatasi ketidakseimbangan yang ditemukan dalam ukuran kelas. Tujuannya adalah untuk meningkatkan akurasi kategorisasi proses. Setelah penggunaan SMOTE dan persiapan teks, diperoleh 664 contoh kumpulan data. Gambar berikut menunjukkan perbandingan data sebelum dan sesudah penerapan metode SMOTE:



Gambar 3. *Dataset Sebelum SMOTE*



Gambar 4. *Dataset Setelah SMOTE*

#### 3.2 Pengujian dan Evaluasi Model

##### 3.2.1 Pengujian Menggunakan Algoritma Naive Bayes dengan Cross Validation

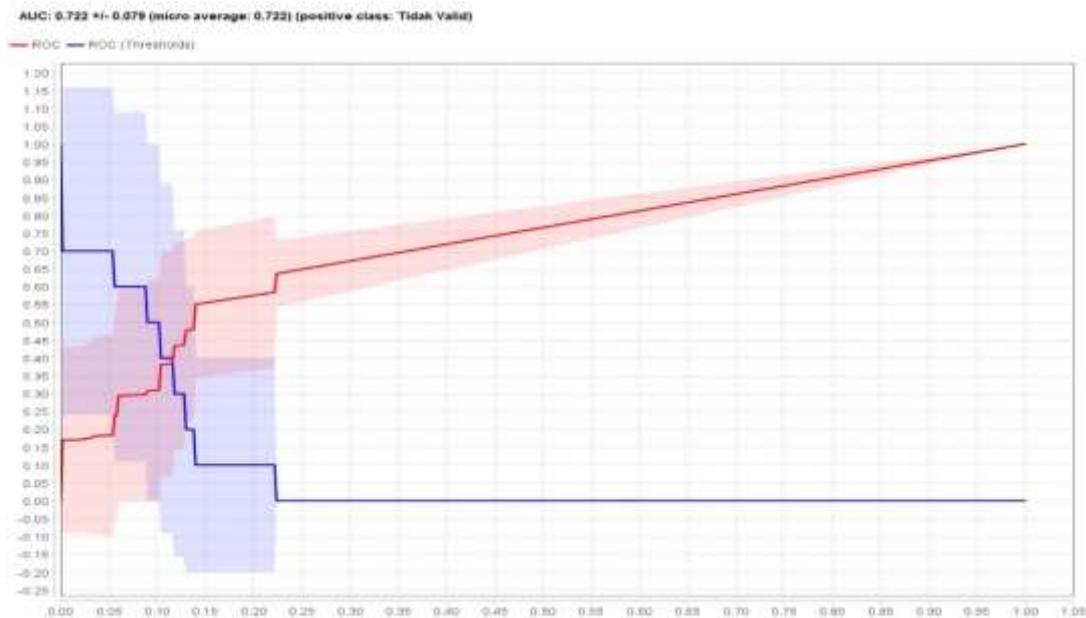
Dalam penelitian ini, dataset yang telah diproses dengan tools RapidMiner digunakan untuk menguji setiap langkah metode klasifikasi. Dengan menggunakan teknik Cross Validation dan parameter K-Fold, klasifikasi Naive Bayes digunakan pada upaya pertama. Saat ini K 10 merupakan nilai K-Fold yang digunakan, dan hasil akurasinya menunjukkan sebagai berikut:

accuracy: 69.12% +/- 9.17% (micro average: 69.12%)

	true Valid	true Tidak Valid	class precision
pred. Valid	306	179	63.09%
pred. Tidak Valid	26	153	85.47%
class recall	92.17%	46.08%	

Gambar 5. Hasil Pengujian Algoritma naïve bayes

Seperti terlihat pada Gambar 5, pengujian dengan angka K-Fold Cross Validation 10 menghasilkan akurasi sebesar 69,12% jika menggunakan metode Naive Bayes. Baik untuk prediksi yang valid maupun yang tidak valid, nilai presisinya masing-masing sebesar 63,09% dan 85,47%. Sedangkan persentase recall masing-masing sebesar 46,08% dan 92,17%. Distribusi AUC (Area Under Curve) tes ini terlihat seperti ini:



Gambar 6. Grafik AUC klasifikasi Naive Bayes

Grafik ROC dengan nilai AUC (Area Under Curve) memanfaatkan model klasifikasi Naive Bayes dan teknik Cross Validation ditampilkan pada hasil pengujian di atas. Dengan AUC sebesar 0,722, temuan ini menunjukkan kapasitas model dalam membedakan kelas Valid dan Tidak Valid.

### 3.2.2 Pengujian Menggunakan Algoritma Decision Tree dengan Cross Validation

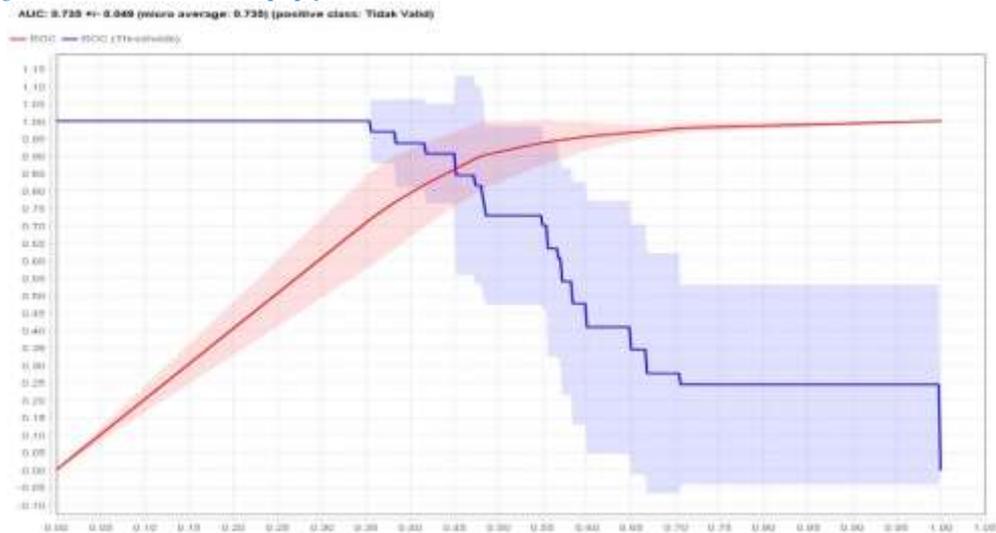
Setelah itu dilakukan percobaan dengan model algoritma Random Forest. Pada tahap ini dataset dievaluasi menggunakan nilai K-Fold 10 dengan menggunakan metode Cross Validation. Berikut hasil akurasi uji cobanya:

accuracy: 73.21% +/- 5.38% (micro average: 73.19%)

	true Valid	true Tidak Valid	class precision
pred. Valid	169	15	91.85%
pred. Tidak Valid	163	317	66.04%
class recall	50.90%	95.48%	

Gambar 7. Hasil Pengujian Algoritma Decision Tree

Seperti terlihat pada gambar di atas, pengujian dengan model algoritma Decision Tree memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan dengan menggunakan metode Naive Bayes. Akurasi yang diperoleh pada pengujian model Decision Tree sebesar 73,21%. Untuk prediksi valid dan tidak valid, nilai presisinya masing-masing sebesar 66,04% dan 91,85%. Saat ini, masing-masing 50,90% dan 95,48% merupakan nilai recall untuk setiap perkiraan. Distribusi AUC (Area Under Curve) tes ini terlihat seperti ini:



Gambar 8. Grafik AUC klasifikasi Decision Tree

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model klasifikasi Decision Tree dengan pendekatan Cross Validation menghasilkan grafik ROC dengan nilai AUC (Area Under Curve) sebesar 0,735.

### 3.2.3 Pengujian Menggunakan Algoritma Random Forest dengan Cross Validation

Model metode Random Forest dengan nilai K-Fold yang sama—10—digunakan pada pengujian berikutnya. Jika dibandingkan dengan metode Naive Bayes, nilai akurasi yang diperoleh dari pengujian Cross Validation ini tidak serendah kedua algoritma lainnya. Berikut nilai keakuratannya:

accuracy: 77.42% +/- 5.48% (micro average: 77.41%)

	true Valid	true Tidak Valid	class precision
pred. Valid	213	31	87.30%
pred. Tidak Valid	119	301	71.67%
class recall	64.16%	90.68%	

Gambar 9. Hasil Pengujian Algoritma Random forest

Dibandingkan dengan dua metode sebelumnya, pengujian ini menghasilkan tingkat akurasi yang relatif tinggi yaitu 77,42%, seperti terlihat pada gambar. Sebelumnya, Decision Tree menghasilkan akurasi 73,21% dan Naive Bayes menghasilkan 69,12%. Pada Decision Tree nilai presisi prediksi valid dan tidak valid masing-masing sebesar 91,85% dan 66,04%, sedangkan pada Naive Bayes sebesar 63,09% dan 85,47%. Pada algoritma Random Forest nilai recall masing-masing prediksi sebesar 87.30% dan 71.67%. Distribusi AUC (Area Under Curve) tes ini terlihat seperti ini:



Gambar 10. Grafik AUC klasifikasi Random Forest

Grafik ROC pada gambar di atas yang menggunakan model klasifikasi Random Forest dan metode Cross Validation memiliki nilai AUC (Area Under Curve) sebesar 0,870.

Terbukti dari hasil pengujian ketiga algoritma tersebut, model klasifikasi berbasis algoritma Random Forest mengungguli Naive Bayes atau Decision Tree dalam hal akurasi. Tabel perbandingan berikut menggambarkan hal ini:

Tabel 1. Hasil Pengujian Algoritma

Algoritma	Akurasi	AUC
Naive bayes	69,12%	0,722
Decision Tree	73,21%	0,735
Random Forest	77,42%	0,870

Temuan ini menunjukkan keakuratan masing-masing algoritma dengan nilai recall dan presisi yang beragam, serta variasi nilai AUC (Area Under Curve) Kurva ROC. Secara bersamaan, kami menggunakan pendekatan Cross Validation dengan nilai K 10 untuk masing-masing dari tiga model algoritma yang telah diuji di atas.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan tiga model klasifikasi yang berbeda pada dataset ulasan negatif aplikasi Tokopedia, diperoleh kesimpulan yang menarik. Pertama, Random Forest menonjol dengan akurasi sebesar 77,42% dan AUC (Area Under Curve) mencapai 0,870. Model ini menunjukkan kemampuan yang baik dalam memprediksi validitas ulasan negatif, dengan precision yang seimbang antara prediksi valid dan tidak valid, serta recall yang tinggi untuk kedua kategori tersebut. Kedua, Naive Bayes dan Decision Tree juga memberikan performa yang cukup baik, dengan Naive Bayes cenderung unggul dalam hal precision untuk klasifikasi valid, meskipun akurasi totalnya tidak dijelaskan secara spesifik dalam konteks yang diberikan. Decision Tree menunjukkan karakteristik yang mirip dengan Naive Bayes dalam hal precision untuk klasifikasi valid.

Namun, dari segi akurasi total, Random Forest secara konsisten mengungguli kedua model lainnya. Penggunaan metode SMOTE untuk menangani ketidakseimbangan kelas dalam dataset juga terbukti bermanfaat, meningkatkan keakuratan prediksi dari ketiga model tersebut. Teknik SMOTE membantu mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas dengan menghasilkan sampel sintetis untuk kelas minoritas, sehingga meningkatkan kemampuan model dalam mengenali ulasan negatif yang sebenarnya.

Secara keseluruhan, pengujian ini mengkonfirmasi bahwa Random Forest merupakan pilihan optimal untuk memprediksi validitas ulasan negatif pada aplikasi Tokopedia. Dengan akurasi yang tinggi, AUC yang baik, dan kemampuan untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas, Random Forest dapat efektif digunakan dalam sistem moderasi ulasan untuk meningkatkan efisiensi dalam mengidentifikasi ulasan yang tidak valid atau tidak sah. Implikasi dari penelitian ini adalah bahwa implementasi teknologi supervised learning, seperti yang dilakukan dalam pengujian ini, dapat memberikan solusi yang efektif bagi platform e-commerce seperti Tokopedia dalam mengelola volume besar ulasan pengguna dengan lebih efisien dan akurat.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Kami ingin menyampaikan terima kasih yang tulus kepada dosen pembimbing dan teman-teman yang telah memberikan dukungan tiada henti selama proses penulisan ini. Juga, tak terhingga rasa terima kasih kami kepada orang tua atas dukungan moral dan spiritual yang mereka berikan. Kami sangat menghargai Allah SWT yang telah memberikan hikmah, kesabaran, dan kekuatan kepada kami dalam menyelesaikan tugas ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Rahmawati and D. B. Santoso, "Implementasi Metode Naive Bayes Untuk Klasifikasi Ulasan Aplikasi E-Commerce Tokopedia," *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 6, no. 1, pp. 116–124, 2023, doi: 10.31539/intecomsv6i1.5515.
- [2] J. J. A. Limbong, I. Sembiring, and K. D. Hartomo, "Analisis Klasifikasi Sentimen Ulasan pada E-Commerce Shopee Berbasis Word Cloud dengan Metode Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 2, p. 347, 2022, doi: 10.25126/jtiik.2022924960.
- [3] B. Z. Ramadhan, R. I. Adam, and I. Maulana, "Analisis Sentimen Ulasan pada Aplikasi E-Commerce dengan Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 220–225, 2022, doi: 10.30871/jaic.v6i2.4725.
- [4] N. Aurelia Salsabila, U. Sa, and F. Fauzi, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Tokopedia Menggunakan Klasifikasi Naive Bayes," *Prism*. 2024, vol. 7, pp. 44–51, 2024, [Online]. Available: <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.tokopedia.tkp&hl=en>
- [5] Rahel Lina Simanjuntak, Theresia Romauli Siagian, Vina Anggriani, and Arnita Arnita, "Analisis Sentimen Ulasan Pada Aplikasi E-Commerce Shopee Dengan Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 3, pp. 23–39, 2023, doi: 10.55606/teknik.v3i3.2411.
- [6] S. Rahayu, Y. MZ, J. E. Bororing, and R. Hadiyat, "Implementasi Metode K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk

- Analisis Sentimen Kepuasan Pengguna Aplikasi Teknologi Finansial FLIP,” *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 98–106, 2022, doi: 10.29408/edumatic.v6i1.5433.
- [7] R. Adyatma Subagja, Y. Widiastiwi, and N. Chamidah, “Klasifikasi Ulasan Aplikasi Jenius pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *Inform. J. Ilmu Komput.*, vol. 17, no. 3, p. 197, 2021, doi: 10.52958/iftk.v17i3.3652.
- [8] A. Nurian, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Google Play Menggunakan Naive Bayes,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 11, no. 3s1, pp. 829–835, 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i3s1.3348.
- [9] A. Septiani and I. Budi, “Klasifikasi Ulasan Pengguna Aplikasi: Studi Kasus Aplikasi Ipusnas Perpustakaan Nasional Republik Indonesia (PNRI),” *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 7, no. 4, pp. 1110–1120, 2022, doi: 10.29100/jupi.v7i4.3216.
- [10] E. H. Muktafin, K. Kusriani, and E. T. Luthfi, “Analisis Sentimen pada Ulasan Pembelian Produk di Marketplace Shopee Menggunakan Pendekatan Natural Language Processing,” *J. Eksplora Inform.*, vol. 10, no. 1, pp. 32–42, 2020, doi: 10.30864/eksplora.v10i1.390.
- [11] K. D. Pratama, D. W. Brata, and W. Purnomo, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Info BMKG pada Google Play Store di Indonesia,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 4, pp. 1826–1834, 2023, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/12539%0Ahttps://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/download/12539/5722>
- [12] M. F. El Firdaus, N. Nurfaizah, and S. Sarmini, “Analisis Sentimen Tokopedia Pada Ulasan di Google Playstore Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor,” *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 5, p. 1329, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i5.4774.
- [13] R. Maulana, A. Voutama, and T. Ridwan, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi MyPertamina pada Google Play Store menggunakan Algoritma NBC,” *J. Teknol. Terpadu*, vol. 9, no. 1, pp. 42–48, 2023, doi: 10.54914/jtt.v9i1.609.
- [14] K. P. Pohan and C. Chairunisah, “Sistem Pakar Mendiagnosa Penyakit Kulit Pada Manusia Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier Berbasis Web,” *J. SAINTIKOM (Jurnal Sains Manaj. Inform. dan Komputer)*, vol. 23, no. 1, p. 204, 2024, doi: 10.53513/jis.v23i1.9521.
- [15] K. Arifin and S. I. Al-Idrus, “Klasifikasi Emosi Pengguna Twitter Terhadap Bakal Calon Presiden Pada Pemilu 2024 Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *J. SAINTIKOM (Jurnal Sains Manaj. Inform. dan Komputer)*, vol. 23, no. 1, p. 37, 2024, doi: 10.53513/jis.v23i1.9558.
- [16] A. M. Majid and I. Nawangsih, “Perbandingan Metode Ensemble Untuk Meningkatkan Akurasi Algoritma Machine Learning Dalam Memprediksi Penyakit Breast Cancer (Kanker Payudara),” *J. SAINTIKOM (Jurnal Sains Manaj. Inform. dan Komputer)*, vol. 23, no. 1, p. 97, 2024, doi: 10.53513/jis.v23i1.9563.
- [17] E. Fitri, “Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Naive Bayes, Random Forest Dan Support Vector Machine,” *J. Transform.*, vol. 18, no. 1, p. 71, 2020, doi: 10.26623/transformatika.v18i1.2317.
- [18] M. R. Adrian, M. P. Putra, M. H. Rafialdy, and N. A. Rakhmawati, “Perbandingan Metode Klasifikasi Random Forest dan SVM Pada Analisis Sentimen PSBB,” *J. Inform. Upgris*, vol. 7, no. 1, pp. 6–11, 2021, doi: 10.26877/jiu.v7i1.7099.