

ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI GOJEK MENGGUNAKAN METODE TF-IDF DAN ALGORITMA RANDOM FOREST

Ilham Fraditya Luqmanul Hakim^{1*}, Harmi Sugiarti²

^{1,2}Program Studi Statistika, Universitas Terbuka, Tangerang Selatan

*Penulis Korespodensi: ilhamfraditya5@gmail.com

ABSTRAK

Data ulasan pengguna merupakan sumber data sekunder yang potensial untuk memahami kebutuhan pasar dan meningkatkan kualitas layanan. Penelitian ini mengkaji penerapan algoritma *Random Forest* untuk melakukan klasifikasi sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Gojek berbahasa Indonesia ke dalam tiga kategori, yaitu positif, negatif, dan netral. Data ulasan diperoleh melalui teknik *web scraping* menggunakan API *Google-Play-Scraper*. Proses pra-pemrosesan dilakukan secara menyeluruh menggunakan pustaka *Sastrawi*, kemudian data diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode TF-IDF. Model *Random Forest* yang dibangun menunjukkan kinerja yang cukup optimal, dengan akurasi sebesar 85%. Evaluasi performa menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan sangat baik dalam mengklasifikasikan sentimen negatif (*F1-score* 0,92) dan cukup seimbang untuk sentimen positif (*F1-score* 0,67). Namun, model mengalami kesulitan dalam mengenali sentimen netral, dengan *F1-score* yang rendah sebesar 0,26, yang menunjukkan tantangan dalam menangani kelas minoritas. Secara keseluruhan, hasil penelitian ini membuktikan bahwa algoritma *Random Forest* efektif digunakan untuk klasifikasi sentimen teks berbahasa Indonesia, khususnya dalam konteks layanan transportasi daring seperti Gojek. Penelitian ini juga memberikan wawasan praktis bagi pengembang aplikasi dalam meningkatkan kualitas layanan dan menjaga kepuasan pengguna secara berkelanjutan, serta membuka peluang pengembangan model lebih lanjut dengan pendekatan seperti penyeimbangan kelas.

Kata kunci: analisis sentiment, gojek, *random forest*, *web scrapping*

1 PENDAHULUAN [TNR, 12-POINT, CETAK TEBAL, KAPITAL DAN RATA KIRI KANAN]

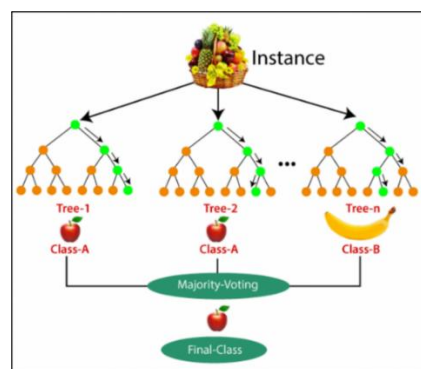
Kemajuan teknologi digital telah menjadi pendorong signifikan dalam transformasi berbagai bidang kehidupan, salah satunya adalah sektor transportasi. Inovasi digital tidak hanya mempercepat proses modernisasi, tetapi juga mengubah cara sistem transportasi dirancang, dioperasikan, dan diakses oleh masyarakat secara luas.. Salah satu inovasi yang lahir dari perubahan ini adalah layanan transportasi berbasis daring, yang menghubungkan pengguna dan penyedia jasa melalui aplikasi digital. Gojek merupakan pelopor dalam bidang ini di Indonesia, dimulai sebagai layanan ojek konvensional yang kemudian bertransformasi menjadi platform layanan berbasis aplikasi sejak diperkenalkan pada tahun 2010. Pada tahun 2015, Gojek resmi meluncurkan aplikasinya dengan sistem awal yang sederhana namun inovatif (Cosseboom, 2015). Dengan memperluas fitur layanan seperti transportasi, pembayaran digital, pengantaran makanan, dan berbagai layanan lainnya, serta memperluas jangkauan ke seluruh wilayah Indonesia.

Seiring pertumbuhan pengguna yang pesat, Google Play Store menjadi platform penting bagi konsumen untuk memberikan ulasan dan peringkat terhadap aplikasi seperti gojek. Ulasan ini berisi informasi berharga tentang pengalaman pengguna, persepsi layanan, serta tingkat kepuasan,

dan dapat ditanggapi oleh pengembang melalui *Google Play Developer Console*. Data dari ulasan pengguna ini menjadi sumber data sekunder yang potensial untuk memahami kebutuhan pasar dan meningkatkan kualitas layanan.

Dalam konteks memahami persepsi konsumen, analisis sentimen menjadi salah satu pendekatan yang relevan. Analisis sentimen merupakan suatu pendekatan dalam pemrosesan bahasa alami yang bertujuan untuk mendeteksi, menginterpretasikan, dan mengklasifikasikan opini atau pernyataan pengguna ke dalam kategori sentimen tertentu, seperti positif, negatif, atau netral. (Idris, Mustof, & Salihi, 2023) Metode ini digunakan untuk memahami kecenderungan emosional dari suatu teks, yang berguna dalam mengevaluasi persepsi publik terhadap produk, layanan, atau isu tertentu dengan memanfaatkan teknik *Natural Language Processing (NLP)* dan *Machine Learning*. Selain kuantitas data yang cukup besar, kompleksitas bahasa yang digunakan merupakan tantangan dalam analisis sentimen yang dapat menyulitkan penentuan sentimen yang sebenarnya dan berisiko menimbulkan kesalahan dalam analisis. (Nurwanda, Suarna, & Prihartono, 2024). Oleh karena itu, tahapan *Preprocessing* data menjadi sangat penting dalam memastikan keakuratan analisis. Tahapan ini meliputi proses *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. *Text Preprocessing* merupakan langkah untuk membersihkan data teks agar sesuai dan siap digunakan oleh algoritma dalam proses analisis atau pemodelan (Sanjaya & Absar, 2015). Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Gojek menggunakan pendekatan *Machine Learning* dengan algoritma *Random Forest Classifier*.

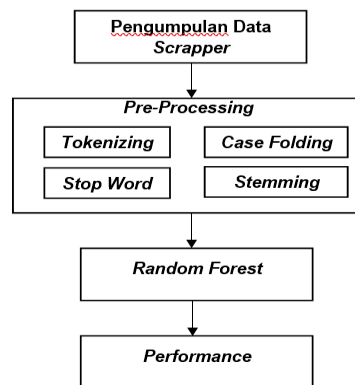
Pemilihan algoritma klasifikasi, *Random Forest* menjadi salah satu metode yang populer dan banyak digunakan dalam analisis sentimen. *Random Forest* adalah algoritma ensemble learning yang terdiri dari banyak pohon keputusan yang dibangun secara acak dari subset data dan fitur. Hasil akhir diperoleh melalui voting mayoritas untuk klasifikasi atau rata-rata untuk regresi. Keunggulan utama *Random Forest* adalah ketahanannya terhadap *overfitting* (Kayu, 2024). Kemampuan algoritma ini dalam mengelola data berdimensi tinggi serta tingkat akurasi yang tinggi menjadikannya sebagai salah satu metode yang efektif dan andal dalam berbagai tugas analisis data, khususnya dalam konteks pemrosesan teks dan pembelajaran mesin. (Aldean, Paradise, & Nugraha, 2022) Selain itu, metode ini relatif lebih cepat dan dapat dijalankan secara paralel, serta tahan terhadap data yang mengandung *noise* dan *outlier*. (Evita Fitr, 2020). Dalam penelitian serupa, (Baskoro, Susanto, & Khomsah, 2021) menerapkan algoritma *Random Forest* untuk klasifikasi sentimen Pelanggan hotel di Purwekerto dan memperoleh akurasi 87,23%, membuktikan efektivitas metode ini dalam mengolah teks ulasan pengguna. Berikut adalah ilustrasi dari algoritma *Random Forest* ditujukan pada Gambar 1.



Gambar 1. *Random Forest* (Binus,2024)

2 METODE

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari aplikasi Gojek yang diambil melalui platform Google Play Store. Periode pengambilan data dilakukan pada tanggal 23 Juni 2023 sampai 08 April 2025. Pengumpulan data dilakukan dengan *Web scraping* merupakan sebuah teknik yang digunakan untuk mengekstraksi data dalam skala besar dari situs web, dengan tujuan mengumpulkan informasi secara sistematis dan menyimpannya dalam format file yang terstruktur, CSV untuk keperluan analisis lebih lanjut. Proses pengambilan data dilakukan dengan memanfaatkan pustaka Python *google-play-scraper*. Langkah-langkah utamanya meliputi inisialisasi pustaka, pengaturan parameter *scraping* (jumlah ulasan, bahasa, negara), hingga penyimpanan data ke dalam bentuk tabular. Berikut tahapan penelitian yang ada pada Gambar 2.



Gambar 2. Tahapan Penelitian

Preprocessing data merupakan langkah penting sebelum melakukan analisis sentimen. Tahapan ini bertujuan utama untuk mengonversi data mentah menjadi format yang lebih rapi, terorganisir, dan siap digunakan dalam proses klasifikasi. Adapun beberapa tahapan dalam *preprocessing data* adalah sebagai berikut:

1. Pelabelan data

Pelabelan dilakukan secara manual dengan mengkategorikan ulasan pengguna ke dalam tiga sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Proses ini dilakukan dengan merujuk pada Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI) untuk menjaga konsistensi penilaian terhadap makna kata dan kalimat dalam ulasan.

2. Case Folding

Seluruh teks diubah menjadi huruf kecil (*lowercase*) untuk menghindari perbedaan arti antara huruf besar dan huruf kecil.

3. Stopword Removal

Kata-kata umum yang tidak memiliki makna penting terhadap analisis sentimen, seperti "yang", "dan", "di", dihapus untuk meningkatkan kualitas data yang dianalisis.

4. Tokenization

Teks dipecah menjadi unit-unit kata secara individual, sehingga memudahkan proses analisis lebih lanjut.

5. Stemming

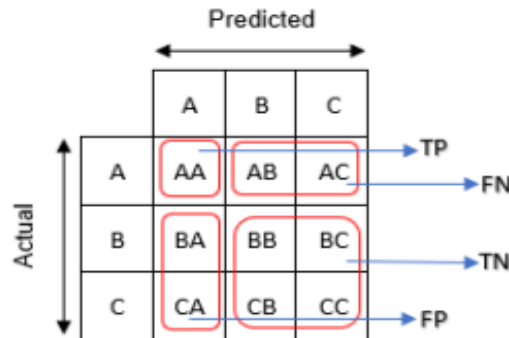
Kata-kata dikembalikan ke bentuk dasarnya menggunakan algoritma stemming, dengan tujuan untuk menyamakan kata yang memiliki makna serupa namun bentuk yang berbeda.

Setelah proses *preprocessing* selesai, data kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*) dengan rasio 80:20. Data latih digunakan untuk

membangun model klasifikasi, sementara data uji dimanfaatkan untuk mengevaluasi kinerja model. Langkah ini krusial untuk meminimalkan potensi gangguan data seperti *noise*, duplikasi, dan nilai yang hilang, sehingga dapat meningkatkan ketepatan dan keandalan hasil klasifikasi (Gunawan, Pratiwi, & Pratama, 2018).

Untuk membangun model klasifikasi yang efektif, salah satu tahapan penting adalah pemberian bobot pada setiap kata yang terdapat dalam teks. Menurut Gifari, Adha, Hendrawan, & Durrand (2022), *term weighting* merupakan proses pemberian bobot tersebut guna mengoptimalkan analisis sentimen dalam *text mining*. *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) merupakan salah satu metode yang lazim digunakan dalam proses ini. *TF* mengukur seberapa sering suatu kata muncul dalam sebuah dokumen, sedangkan *IDF* memberikan bobot yang lebih rendah pada kata-kata yang sering muncul di banyak dokumen karena dianggap kurang memiliki nilai pembeda. (Gunawan, Pratiwi, & Pratama, 2018). Kombinasi dari keduanya berfungsi untuk menghitung nilai penting dari setiap kata, yang sangat berguna dalam berbagai aplikasi pengolahan teks, termasuk analisis sentimen.

Setelah model dibangun dengan data latih dan diberi bobot menggunakan metode seperti TF-IDF, tahap selanjutnya adalah mengevaluasi performa model melalui data uji. Evaluasi ini dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*, yaitu sebuah tabel yang menggambarkan jumlah prediksi benar dan salah yang dikelompokkan ke dalam empat kategori: *true positives* (TP), *false positives* (FP), *true negatives* (TN), dan *false negatives* (FN) (Nurwanda, Suarna, & Prihartono, 2024). Melalui *confusion matrix*, performa model klasifikasi dievaluasi menggunakan beberapa metrik yaitu *akurasi*, *presisi*, *recall*, dan *F1-score* untuk memastikan bahwa hasil analisis sentimen sesuai dengan data sebenarnya dan dapat diandalkan dalam pengambilan keputusan. Adapun rumus dari masing-masing metrik tersebut ditujukan pada Gambar 3:



Gambar 3 Rumus *Confusion Matrix*

Nilai *akurasi*, *presisi*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing dirumuskan sebagai berikut.

$$Accuracy = \frac{\sum TP}{Total} = \frac{TP_{Pos} + TP_{Neg} + TP_{Net}}{Total}$$

$$Precision_{kelas} = \frac{TP_{kelas}}{TP_{kelas} + FP_{kelas}}$$

$$Recall_{kelas} = \frac{TP_{kelas}}{TP_{kelas} + FN_{kelas}}$$

$$F1_{kelas} = 2 \times \frac{Precision_{kelas} \times Recall_{kelas}}{Precision_{kelas} + Recall_{kelas}}$$

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari 1.196 ulasan aplikasi Gojek yang diambil melalui platform Google Play Store. Dataset tersebut dapat diakses melalui tautan bit.ly/4kyuXYD seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4 berikut.

reviewId	username	userImage	content	score	thumbsUpCount	reviewCreatedVersion	at	replyContent	replyAt	appVersion	sortOrder	appId
ae0218c-ec5a-469c-86d2-1c55001111a2	Joe Seaford	https://play-https://play-	Tolong di lingkaran Sebelum di lingkaran peng...	3	0	2023-09-19 12:50:13	4.65.2	NaN	NaN	4.65.2	most_relevant	<function app at 0x7cce21f2a2ab>
808a96d-67af-4272-8021-7c3c9da426d	Haikalw2222	https://play-https://play-	Tolong ini permasalahn yang sering2 terjadi...	3	5	2024-11-10 08:03:35	5.1.1	Hai Kak Haikal, mohon maaf atas kendalanya...	2024-11-10 09:18:51	5.1.1	most_relevant	<function app at 0x7cce21f2a2ab>
ab1cad8e-3611-4a33-2eaf-296bcb1a8ab3	2EA19_Tarissa Aj Larasati	https://play-https://play-	Tolong dong untuk gofood "permintaan pesan" di...	3	75	2024-11-13 05:36:25	5.1.1	Hai Kak @2EA19_Tarissa Aj Larasati, mohon mas...	2024-11-13 06:04:57	5.1.1	most_relevant	<function app at 0x7cce21f2a2ab>
02b5d51b-2c55-46fa-9d4f-347ab0303d7	Komar Udin	https://play-https://play-	Untuk paylater nya lntitu ima untuk menreview...	3	2	2024-11-14 04:07:55	5.1.1	Hai Kak Komar, mohon maaf atas kendala yang ka...	2024-11-14 04:45:25	5.1.1	most_relevant	<function app at 0x7cce21f2a2ab>
e73c21db-d855-459f-aa51-3e261ee17bd	07 - X8 - Cathysha Ayael Aulia	https://play-https://play-	apk nya bagus, tapi sekarang kalo masuk mau call...	3	18	2024-11-18 10:56:55	5.1.2	Mohon maaf atas kendalanya. Kak Cathysha, Kcs...	2024-11-18 12:57:39	5.1.2	most_relevant	<function app at 0x7cce21f2a2ab>

Gambar 4. Hasil Scrapping Data

Tahap awal dari proses analisis adalah pelabelan data yang dilakukan secara manual. Pada tahap ini, data secara langsung diberi label sesuai isi teks yang terkandung. Data ulasan tersebut diklasifikasikan ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Ulasan dengan sentimen positif berisi komentar yang menunjukkan kepuasan atau keunggulan dari aplikasi Gojek. Sebaliknya, ulasan negatif mencerminkan keluhan, kritik, atau kekecewaan pengguna terhadap layanan aplikasi. Sedangkan ulasan netral merupakan pernyataan yang bersifat deskriptif atau informatif, tanpa mengekspresikan perasaan positif maupun negatif secara eksplisit. Contoh Hasil dari proses pelabelan disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Contoh Hasil Labeling

No	Content	Sentimen
1	sangat memudahkan buat antar jemput, semoga promo dan harga lebih ringan untuk kemudahan pelanggan. terimakasih	Positif
2	Aplikasi recommended, membantu sekali ketika tdk bisa membeli sesuatu yang dibutuhkan, mengantar barang dan lain-lain, tinggal nunggu dirumah, pesanan tiba. Dan banyak diskon harga/ongkir yang cukup hemat, seperti diskon ongkir 60% maksimal 20rb untuk go food.	Positif
3	Adain gomart di Jatiwangi dong	Netral
4	jangan cuma sama customer baik nya, sama mitra yg di lapangan juga harus baik..	Netral
5	Lama2 sya hapus ini aplikasi. Susah sekali dapet gojeknya berpuluh2 kali cari tapi ngga nyangkut2. Padahal di map nya banyak yg lagi standby. Udah aktifin prioritas juga tetapppp	Negatif
6	pelayanan makin kesini makin tidak jelas....	Negatif

Setelah proses pelabelan, langkah selanjutnya adalah melakukan seleksi dataset dengan menghapus variabel-variabel yang tidak diperlukan untuk analisis sentimen. Tujuan dari tahap ini adalah untuk memfokuskan data hanya pada informasi yang relevan, yaitu *Content* (isi ulasan) dan *sentiment* (label sentimen). Selanjutnya melakukan *text processing* dengan melakukan *Case folding*. Berikut contoh data setelah dilakukan *Case Folding* ditujukan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil *Case Folding*

<i>Content</i>	<i>Sentimen</i>	<i>Text Clean</i>
Untuk gofood waktu estimasi selalu melenceng jauh, kurir juga dapet dobel orderan,jadi salah satu sering mengalami keterlambatan.	Negative	untuk gofood waktu estimasi selalu melenceng jauh kurir juga dapet dobel orderan jadi salah satu sering mengalami keterlambatan
Bagus ada promo2nya.... Cuman klo pesan gocar hanya jarak +1km tapi yg masuk driver +2km dari titik jemput itulah sebab driver nyerah mintol di cancel/order ulangg	Negative	bagus ada promonya cuman klo pesan gocar hanya jarak km tapi yg masuk driver km dari titik jemput itulah sebab driver nyerah mintol di cancel order ulangg
Gojek sangat membantu perekonomian kami	Positive	gojek sangat membantu perekonomian kami
cukup mudah dan ada di swtiap titik sangat mambantu bagi kemudahan beraktifitas dalam.keseharian dalam mencari ridho allah.	Positive	cukup mudah dan ada di swtiap titik sangat mambantu bagi kemudahan beraktifitas dalam keseharian dalam mencari ridho allah

Setelah dilakukan *Case Folding*, langkah selanjutnya adalah *Stopword Removal*, yaitu proses menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna signifikan dalam analisis, sehingga penghapusannya dapat meningkatkan kinerja model. Berikut contoh data setelah dilakukan proses *StopWords* ditujukan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *Stopword Removal*

<i>Content</i>	<i>Sentimen</i>	<i>Text Clean</i>	<i>Text_StopWord</i>
Untuk gofood waktu estimasi selalu melenceng jauh, kurir juga dapet dobel orderan,jadi salah satu sering mengalami keterlambatan.	Negative	untuk gofood waktu estimasi selalu melenceng jauh kurir juga dapet dobel orderan jadi salah satu sering mengalami keterlambatan	gofood estimasi melenceng jauh kurir dapet dobel orderan sering mengalami keterlambatan
Bagus ada promo2nya.... Cuman klo pesan gocar hanya jarak +1km tapi yg masuk driver +2km dari titik jemput itulah sebab driver nyerah mintol di cancel/order ulangg	Negative	bagus ada promonya cuman klo pesan gocar hanya jarak km tapi yg masuk driver km dari titik jemput itulah sebab driver nyerah mintol di cancel order ulangg	bagus promonya klo pesan gocar jarak km masuk driver km titik jemput itulah sebab driver nyerah mintol cancel order ulangg
Gojek sangat membantu perekonomian kami	Positive	gojek sangat membantu perekonomian kami	gojek membantu perekonomian
cukup mudah dan ada di swtiap titik sangat mambantu bagi kemudahan beraktifitas dalam.keseharian dalam mencari ridho allah.	Positive	cukup mudah dan ada di swtiap titik sangat mambantu bagi kemudahan beraktifitas dalam keseharian dalam mencari ridho allah	mudah swtiap titik mambantu kemudahan beraktifitas keseharian mencari ridho allah

Setelah tahap *stopword removal* dilakukan, langkah berikutnya adalah **Tokenisasi**. Berikut contoh data setelah dilakukan proses *Tokenisasi* ditujukan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Proses *Tokenisasi*

<i>Content</i>	<i>Sentiment</i>	<i>Text Clean</i>	<i>Text_StopWord</i>	<i>text_tokens</i>
Untuk gofood waktu estimasi selalu melenceng jauh, kurir juga dapat dobel orderan, jadi salah satu sering mengalami keterlambatan.	Negative	untuk gofood waktu estimasi selalu melenceng jauh kurir juga dapat dobel orderan jadi salah satu sering mengalami keterlambatan	gofood estimasi melenceng jauh kurir dapat dobel orderan sering mengalami keterlambatan	['gofood', 'estimasi', 'melenceng', 'jauh', 'kurir', 'dapat', 'dobel', 'orderan', 'sering', 'mengalami', 'keterlambatan']
Bagus ada promo2nya.... Cuman klo pesan gocar hanya jarak +1km tapi yg masuk driver +2km dari titik jemput itulah sebab driver nyerah mintol di cancel/order ulang	Negative	bagus ada promonya cuman klo pesan gocar hanya jarak km tapi yg masuk driver km dari titik jemput itulah sebab driver nyerah mintol di cancel order ulang	bagus promonya klo pesan gocar jarak km masuk driver km titik jemput itulah sebab driver nyerah mintol cancel order ulang	['bagus', 'promonya', 'klo', 'pesan', 'gocar', 'jarak', 'km', 'masuk', 'driver', 'km', 'titik', 'jemput', 'itulah', 'sebab', 'driver', 'nyerah', 'mintol', 'cancel', 'order', 'ulang']
Gojek sangat membantu perekonomian kami	Positive	gojek sangat membantu perekonomian kami	gojek membantu perekonomian	['gojek', 'membantu', 'perekonomian']
cukup mudah dan ada di swtiap titik sangat membantu bagi kemudahan beraktifitas dalam. keseharian dalam mencari ridho allah.	Positive	cukup mudah dan ada di swtiap titik sangat membantu bagi kemudahan beraktifitas dalam keseharian dalam mencari ridho allah	mudah swtiap titik membantu kemudahan beraktifitas keseharian mencari ridho allah	['mudah', 'swtiap', 'titik', 'membantu', 'kemudahan', 'beraktifitas', 'keseharian', 'mencari', 'ridho', 'allah']

Setelah tahap *Tokenisasi* selesai, proses selanjutnya adalah *Stemming* menggunakan pustaka Sastrawi, yang secara khusus dirancang untuk Bahasa Indonesia. Tahapan ini bertujuan untuk menyederhanakan variasi kata yang memiliki makna serupa, guna meningkatkan efisiensi

analisis serta akurasi dalam proses klasifikasi. Berikut contoh data setelah dilakukan proses *Stemming* ditunjukkan pada Tabel 5.

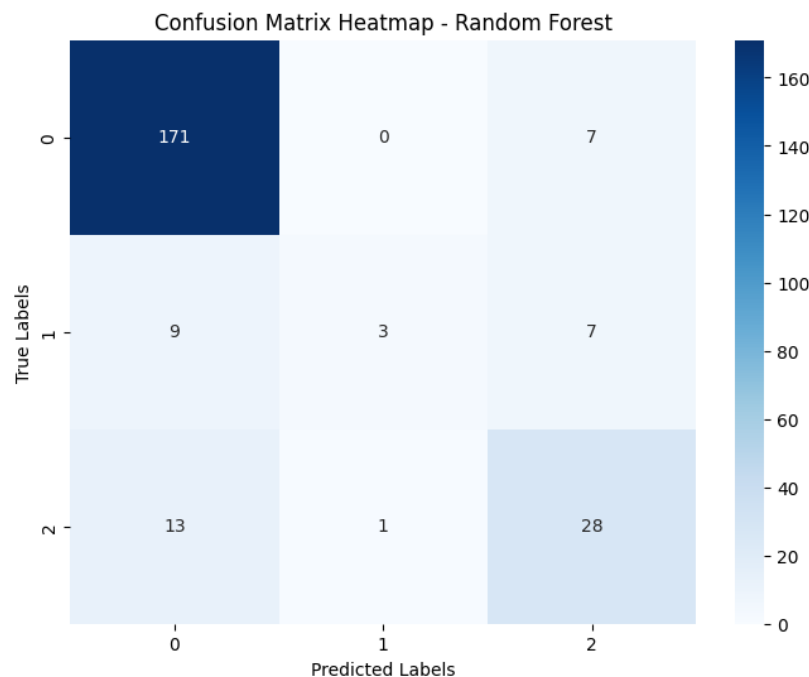
Tabel 5. Hasil Proses *Stemming*

<i>Content</i>	<i>Sentiment</i>	<i>Text Clean</i>	<i>Text_StopWord</i>	<i>Text_tokens</i>	<i>Text_steamindo</i>
Untuk gofood waktu estimasi selalu melenceng jauh, kurir juga dapet dobel orderan,jadi salah satu sering mengalami keterlambatan.	Negative	untuk gofood waktu estimasi selalu melenceng jauh kurir juga dapet dobel orderan jadi salah satu sering mengalami keterlambatan	gofood estimasi melenceng jauh kurir dapet dobel orderan sering mengalami keterlambatan	['gofood', 'estimasi', 'melenceng', 'jauh', 'kurir', 'dapat', 'dobel', 'orderan', 'sering', 'mengalami', 'keterlambatan']	['gofood', 'estimasi', 'lenceng', 'jauh', 'kurir', 'dapat', 'dobel', 'order', 'sering', 'alami', 'lambat']
Bagus ada promo2nya.... Cuman klo pesan gocar hanya jarak +1km tapi yg masuk driver +2km dari titik jemput itulah sebab driver nyerah mintol di cancel/order ulangg	Negative	bagus ada promonya cuman klo pesan gocar hanya jarak km tapi yg masuk driver km dari titik jemput itulah sebab driver nyerah mintol di cancel order ulangg	bagus promonya klo pesan gocar jarak km masuk driver km titik jemput itulah sebab driver nyerah mintol cancel order ulangg	['bagus', 'promonya', 'klo', 'pesan', 'gocar', 'jarak', 'km', 'masuk', 'driver', 'km', 'titik', 'jemput', 'itulah', 'sebab', 'driver', 'nyerah', 'mintol', 'cancel', 'order', 'nyerah', 'mintol', 'cancel', 'order', 'ulangg']	['bagus', 'promo', 'klo', 'pesan', 'gocar', 'jarak', 'km', 'masuk', 'driver', 'km', 'titik', 'jemput', 'itulah', 'sebab', 'driver', 'nyerah', 'mintol', 'cancel', 'order', 'ulang']
Gojek sangat membantu perekonomian kami cukup mudah dan ada di swtiap titik sangat mambantu bagi kemudahan beraktifitas dalam.keseharian dalam mencari ridho allah.	Positive	gojek sangat membantu perekonomian kami cukup mudah dan ada di swtiap titik sangat mambantu bagi kemudahan beraktifitas dalam keseharian dalam mencari ridho allah	gojek membantu perekonomian mudah swtiap titik mambantu kemudahan beraktifitas keseharian mencari ridho allah	['gojek', 'membantu', 'perekonomian']	['gojek', 'bantu', 'ekonomi']
	Positive			['mudah', 'swtiap', 'titik', 'mambantu', 'kemudahan', 'beraktifitas', 'keseharian', 'mencari', 'ridho', 'allah']	['mudah', 'swtiap', 'titik', 'bantu', 'mudah', 'aktifitas', 'hari', 'cari', 'ridho', 'allah']

Setelah seluruh tahapan praproses selesai dilakukan, langkah berikutnya adalah membagi data menjadi dua subset, yakni 80% data latih dan 20% data uji menggunakan fungsi *train_test_split* dari pustaka *scikit-learn*, dengan parameter *random_state=0* agar hasil pembagian data bersifat konsisten setiap kali dijalankan. Adapun fitur yang digunakan adalah hasil *stemming* dari ulasan pengguna (*text_steamindo*), sedangkan label targetnya adalah kategori sentimen (*sentiment*). Langkah ini penting untuk memastikan bahwa model dapat dilatih pada sebagian data dan dievaluasi secara objektif menggunakan data yang tidak pernah dilihat sebelumnya.

Setelah proses pembagian data, selanjutnya dilakukan transformasi data teks menjadi bentuk numerik dengan menggunakan dua pendekatan representasi fitur, yaitu TF-IDF (*Term Frequency–Inverse Document Frequency*) dan *Count Vectorizer*. Pendekatan ini digunakan untuk mengonversi teks menjadi matriks fitur yang dapat diolah oleh algoritma klasifikasi. Hasil transformasi ini menghasilkan representasi vektor dari setiap dokumen dalam bentuk array numerik.

Setelah melakukan ekstraksi fitur menggunakan **TF-IDF**, langkah berikutnya adalah penerapan model klasifikasi untuk mengidentifikasi sentimen atau kategori pada data teks yang telah diproses. Pada penelitian ini, model **Random Forest** digunakan untuk mengklasifikasikan data teks berdasarkan fitur-fitur yang diperoleh dari hasil **TF-IDF** dan diterapkan dengan parameter *n_estimators=100* dan *random_state=0* untuk menghasilkan model yang dapat diulang. Proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan data *X_train* dan label *y_train*, yang kemudian diuji dengan data *X_test*. Selanjutnya model **Random Forest** diuji pada data uji dan dievaluasi menggunakan beberapa metrik yaitu *akurasi*, *presisi*, *recall*, dan *F1-score*. *Confusion Matrix* untuk model *Random Forest* yang di peroleh pada data uji ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. *Confusion Matrik*

Hasil evaluasi model berdasarkan data uji ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6 Hasil Evaluasi

Kasifikasi	Presisi	Recall	F1 Score	Accuracy
Kelas Negatif	0.89	0.96	0.92	0.85
Kelas Neutral	0.75	0.16	0.26	
Kelas Positif	0.67	0.67	0.67	

Berdasarkan *confusion matrix* yang ditampilkan pada Tabel 6 diperoleh nilai **akurasi model Random Forest sebesar 85%**, yang menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sekitar 85% data uji dengan benar. Dari hasil evaluasi berdasarkan *confusion matrik*, terlihat bahwa:

- **Kelas Negatif** memiliki kinerja terbaik, dengan **presisi 0,89, recall 0,96, dan F1-score 0,923**. Ini berarti model sangat baik dalam mengidentifikasi dan menangkap kelas Negatif.
- **Kelas Positif** menunjukkan kinerja yang cukup seimbang, dengan **presisi dan recall sebesar 0,67, serta F1-score 0,67**.
- **Kelas Netral** menunjukkan performa terendah, dengan **presisi 0,75, namun recall yang sangat rendah sebesar 0,16, menghasilkan F1-score sebesar 0,26**. Hal ini menunjukkan bahwa model kurang mampu mendeteksi data Netral secara efektif.

Dari analisis ini, dapat disimpulkan bahwa **model cenderung bias terhadap kelas mayoritas (Negatif)**, dan mengalami kesulitan dalam mengklasifikasikan kelas minoritas (Netral). Oleh karena itu, perlu dilakukan perbaikan, seperti **penyeimbangan data** untuk meningkatkan kemampuan model dalam mendeteksi semua kelas secara seimbang.

4 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil evaluasi terhadap kinerja model Random Forest pada dataset yang digunakan, dapat disimpulkan bahwa model memiliki performa yang cukup optimal dengan tingkat akurasi mencapai 85%. Model ini mampu mengklasifikasikan data uji secara umum dengan baik, terutama dalam mengenali kelas Negatif, yang menunjukkan presisi dan *recall* yang tinggi. Kinerja pada kelas Positif juga cukup seimbang, meskipun masih terdapat ruang untuk peningkatan. Namun demikian, model menunjukkan kelemahan signifikan dalam mengklasifikasikan kelas Netral, yang tercermin dari nilai *recall* dan F1-score yang sangat rendah pada kelas tersebut. Temuan ini mengindikasikan bahwa model cenderung bias terhadap kelas mayoritas dan kurang efektif dalam menangkap representasi kelas minoritas. Untuk meningkatkan performa klasifikasi secara menyeluruh dan mencapai keseimbangan antar kelas, beberapa pendekatan yang dapat dipertimbangkan adalah penyeimbangan distribusi data antar kelas (*data balancing*).

UCAPAN TERIMA KASIH

Dengan penuh rasa hormat, penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dan motivasi selama proses penyusunan penelitian ini yang berjudul *Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Gojek Menggunakan Metode TF-IDF dan Algoritma Random Forest*. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada sumber data digital yang tersedia secara publik dan telah menjadi bagian penting dalam

pengambilan data penelitian ini. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak yang membutuhkan.

DAFTAR PUSTAKA

- Aldean, M. Y., Paradise, & Nugraha, N. A. (2022). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Vaksinasi Covid-19 di Twitter Menggunakan Metode Random Forest Classifier (Studi Kasus: Vaksin Sinovac). *Journal of Informatics, Information System, Software Engineering and Applications (INISTA)*, 64-72. doi:<https://doi.org/10.20895/inista.v4i2.575>
- Ayani, D. D., Pratiwi, H. S., & Muhardi, H. (2019). Implementasi Web Scraping untuk Pengambilan Data pada Situs Marketplace. *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi*. doi:<https://doi.org/10.26418/justin.v7i4.30930>
- Baskoro, B. B., Susanto, I., & Khomsah, S. (2021). Analisis Sentimen Pelanggan Hotel di Purwokerto Menggunakan Metode Random Forest dan TF-IDF (Studi Kasus: Ulasan Pelanggan Pada Situs TRIPADVISOR). *Journal of Informatics, Information System, Software Engineering and Applications*, 21-29. doi:<https://doi.org/10.20895/inista.v3i2.218>
- Binus. (2024.). *Random Forest vs Decision tree*. Retrieved from Popular Article: <https://sis.binus.ac.id/2024/04/02/random-forest-vs-decision-tree/>
- Cosseboom, L. (2015, August 27). *This guy turned Go-Jek from a zombie into Indonesia's hottest startup*. Retrieved from TECHINASIA: <https://www.techinasia.com/indonesia-go-jek-nadiem-makarim-profile>
- Evita Fitri, Y. Y. (2020). Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Naive Bayes, Random Forest , Dan Support Vector Machine. *Jurnal Transformatika*, 71-80.
- Glfari, O. I., Adha, M., Hendrawan, I. R., & Durrand, F. S. (2022). Analisis Sentimen Review Film Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine . *Jifotech (Journal of Information Technology)*, 36-40. doi:<https://doi.org/10.46229/jifotech.v2i1.330>
- Gunawan, B., Pratiwi, H. S., & Pratama, E. E. (2018). Sistem Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes. *Jepin (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, 113-118.
- Idris , I. S., Mustof, Y. A., & Salihi , I. A. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector. *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*. doi:<https://doi.org/10.37905/jjee.v5i1.16830>
- Kayu, A. T. (2024, September 30). *Apa Keuntungan dan Kerugian Random Forest?* Retrieved from Pickl.ai: <https://www.pickl.ai/blog/advantages-and-disadvantages-random-forest/>
- Nurwanda, Suarna, N., & Prihartono, W. (2024). PENERAPAN NLP (NATURAL LANGUAGE PROCESSING) DALAM ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA TELEGRAM DI PLAYSTORE. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*.
- Safira, A., & Hasan, F. N. (2023). ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP PAYLATER MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER. *Zonasi (Jurnal Sistem Informasi)*, 59-70. doi:<https://doi.org/10.31849/zn.v5i1.12856>

- Sanjaya, S., & Absar, E. A. (2015). Pengelompokan Dokumen Menggunakan Winnowing Fingerprint dengan Metode K-Nearest Neighbour. *Jurnal CoreIT*, 50-56. doi:<http://dx.doi.org/10.24014/coreit.v1i2.1229>
- Saputra, N., Adji, T. B., & Permanasari, A. E. (2015). ANALISIS SENTIMEN DATA PRESIDEN JOKOWI DENGAN PREPROCESSING NORMALISASI DAN STEMMING MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES DAN SVM. *Jurnal Dinamika Informatika*, 1-12.
- Wabang, K., Nurhayati, O. D., & Farikhin. (2022). Application of The Naïve Bayes Classifier Algorithm to Classify Community Complaints. *Jurnal RESTI*. doi:<https://doi.org/10.29207/resti.v6i5.4498>