

Fine-Grained Sentiment Analysis Menggunakan Text Augmentation untuk Ulasan Restoran

Fine-Grained Sentiment Analysis Using Text Augmentation for Restaurant Reviews

Audrey Sasqha Wijaya¹, Amanda Illona Farrel²

^{1,2}Departemen Teknik Informatika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

E-mail : 5025221055@student.its.ac.id¹, 5025221056@student.its.ac.id@site.com²

Received 2 December 2025; Revised 4 December 2025; Accepted 10 December 2025

ABSTRAK

Penelitian ini mengkaji klasifikasi rating restoran berbasis ulasan teks dari Google Maps dengan target lima kelas (rating 1–5). Tantangan utama penelitian ini meliputi batas antar kelas yang tipis, sifat label ordinal, serta ketidakseimbangan distribusi data. Eksperimen dilakukan melalui empat skenario utama: (1) baseline TF-IDF; (2) baseline *Transformer* (*BERT* dan *DistilBERT*); (3) eksperimen augmentasi data (*EDA*, *Modified EDA*, *BERT Aug*, dan *Backtranslation*); serta (4) evaluasi pada *Balanced Test Set* untuk menguji stabilitas model secara adil pada setiap kelas. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *Transformer* mengungguli *baseline TF-IDF* pada distribusi data asli, dengan skor *F1-Macro* tertinggi dicapai oleh *BERT* dengan augmentasi *EDA* (0.4761). Namun, pada evaluasi data uji yang seimbang (Skenario 4), model Naive Bayes dengan *Modified EDA* menunjukkan performa paling unggul dengan *F1-Macro* 0.4464, mengungguli model *BERT* yang mencatat 0.4203. Temuan ini menegaskan bahwa meskipun model berbasis konteks unggul dalam akurasi global, pendekatan probabilistik model klasik memberikan hasil yang lebih stabil dan objektif terhadap seluruh kategori rating. Penelitian ini menyimpulkan bahwa kombinasi teknik augmentasi yang menjaga naturalitas teks dan evaluasi berbasis distribusi seimbang sangat penting untuk menghasilkan model klasifikasi sentimen yang lebih adil dan akurat.

Kata kunci - *Sentiment Analysis, Transformer, Ulasan, TF-IDF, BERT, Augmentasi*

ABSTRACT

*This study examines the classification of restaurant ratings based on text reviews from Google Maps with a target of five classes (ratings 1–5). The main challenges of this study include thin class boundaries, ordinal label properties, and data distribution imbalance. The experiment was conducted through four main scenarios: (1) TF-IDF baseline; (2) Transformer baseline (*BERT* and *DistilBERT*); (3) data augmentation experiments (*EDA*, *Modified EDA*, *BERT Aug*, and *Backtranslation*); and (4) evaluation on the Balanced Test Set to test the stability of the model fairly across each class. The results show that the Transformer model outperforms the TF-IDF baseline on the original data distribution, with the highest F1-macro score achieved by BERT with EDA augmentation (0.4761). However, in the balanced test data evaluation (Scenario 4), the Naive Bayes model with Modified EDA showed the best performance with an F1-macro of 0.4464, surpassing the BERT model which recorded 0.4203. These findings confirm that although context-based models excel in overall accuracy, the probabilistic approach of classical models provides more stable and objective results across all rating categories. This study concludes that a combination of augmentation techniques that preserve text naturalness and balanced distribution-based evaluation is essential for producing fairer and more accurate sentiment classification models.*

Keywords: *Sentiment Analysis, Transformer, Review, TF-IDF, BERT, Augmentation*

1. PENDAHULUAN

Ulasan pelanggan pada platform daring merupakan data tekstual yang memuat informasi mengenai kualitas layanan, harga, dan produk. Analisis sentimen biner memiliki keterbatasan dalam merepresentasikan tingkat kepuasan pelanggan pada skala spesifik. *Fine-Grained Sentiment Analysis* (FGSA) dengan klasifikasi skala 1 hingga 5 memberikan granularitas informasi bagi strategi bisnis [1]. Kendala utama FGSA pada data publik adalah distribusi kelas tidak seimbang. Dominasi kelas mayoritas dibandingkan kelas minoritas menyebabkan bias prediksi pada model klasifikasi dan kegagalan generalisasi pola data [2].

Penanganan ketidakseimbangan data umumnya menggunakan metode *oversampling* pada level fitur. Metode ini tidak menghasilkan variasi linguistik pada data teks. *Text Data Augmentation* (TDA) menjadi pendekatan alternatif untuk meningkatkan kuantitas data latih secara sintetis tanpa pengumpulan data manual. Metode TDA meliputi *Easy Data Augmentation* (EDA) dengan operasi penyisipan dan pertukaran kata, serta *Backtranslation* untuk menghasilkan parafrasa [3]. Penerapan augmentasi data bertujuan meningkatkan performa model pada dataset dengan sumber daya terbatas (*low resource*) [4].

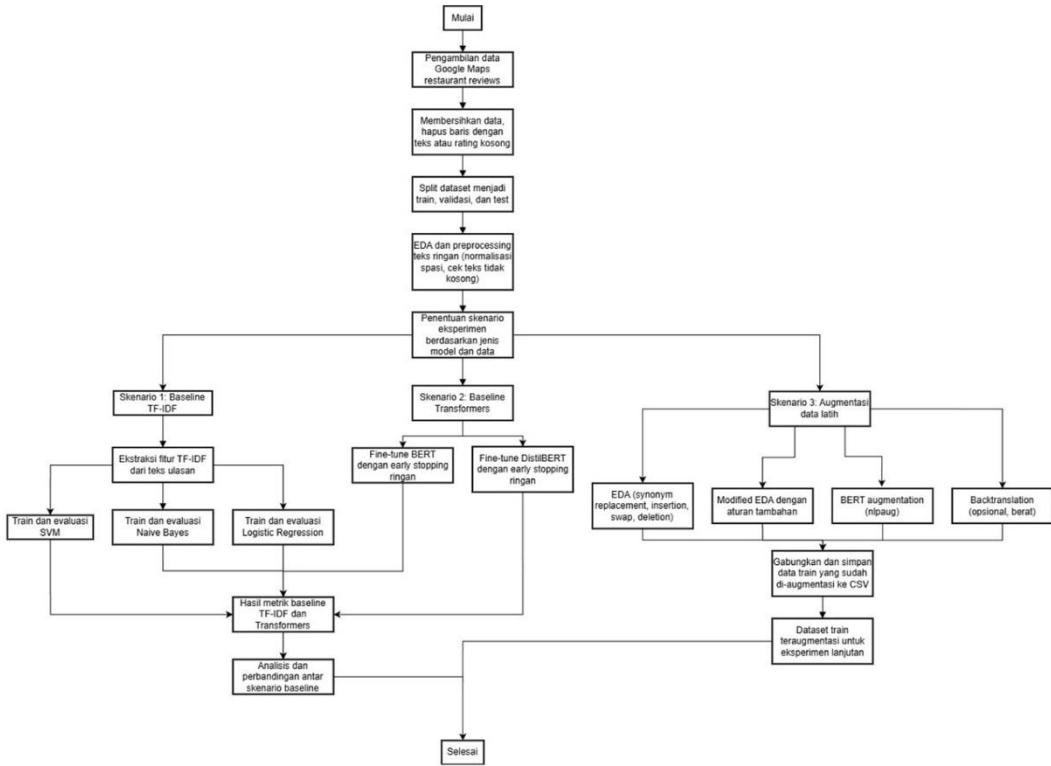
Kinerja analisis sentimen bergantung pada arsitektur model klasifikasi. Model klasik seperti *Support Vector Machine* (SVM), *Naive Bayes*, dan *Logistic Regression* memiliki efisiensi komputasi tinggi. Model berbasis *Transformer* seperti BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) dan DistilBERT menggunakan mekanisme *attention* untuk pemahaman konteks [5]. Penelitian [6] menerapkan augmentasi berbasis IndoBERT untuk klasifikasi teks dan menghasilkan data sintetik yang mempertahankan makna semantik. Sementara itu, penelitian lain [7] menganalisis augmentasi berbasis token pada bahasa India dan mencatat peningkatan kinerja pada model Bi-LSTM, namun dampak minimal pada model *pre-trained* seperti IndicBERT. Selanjutnya, penelitian [8] mengusulkan *Modified EDA* dengan integrasi *Part-of-Speech* (POS) *tagging* pada ulasan restoran untuk menjaga konsistensi label sentimen.

Penelitian terdahulu membuktikan efektivitas augmentasi data, namun komparasi spesifik pada kasus *fine-grained sentiment analysis* berskala 1 hingga 5 masih terbatas. Studi sebelumnya belum membandingkan efektivitas antara augmentasi acak (*Original EDA*), augmentasi berbasis aturan (*Modified EDA*), augmentasi berbasis konteks (*BERT Augmentation*), dan *backtranslation* secara signifikan terhadap kinerja model klasik dan model *Transformer*. Ketiadaan analisis komparatif ini menjadi dasar pelaksanaan penelitian.

Penelitian ini bertujuan meningkatkan akurasi *Fine-Grained Sentiment Analysis* pada dataset ulasan restoran tidak seimbang menggunakan pendekatan *Text Augmentation*. Kebaruan penelitian terletak pada analisis komparatif dampak penerapan *Original EDA*, *Modified EDA*, *BERT Augmentation*, dan *backtranslation* terhadap model klasik (*Support Vector Machine*, *Naive Bayes*, *Logistic Regression*) dan model berbasis *Transformer* (BERT, DistilBERT). Hasil penelitian memberikan evaluasi empiris mengenai teknik augmentasi dalam meningkatkan performa klasifikasi pada kelas minoritas.

2. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan yang tersusun secara sistematis, mulai dari proses pengumpulan data, pengolahan, hingga analisis hasil. Setiap tahapan dirancang untuk memastikan bahwa penelitian dilakukan secara terstruktur, terukur, dan dapat dipertanggungjawabkan. Dengan penyusunan langkah-langkah tersebut, penelitian ini diharapkan mampu memberikan gambaran menyeluruh mengenai alur kerja yang dilakukan, sekaligus memperjelas bagaimana data diolah menjadi temuan yang bermakna. Rangkaian proses metodologis ini ditampilkan secara visual pada Gambar 1 untuk memudahkan pemahaman terhadap keseluruhan proses penelitian.



Gambar 1. Diagram alir Proses

2.1 Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset dari Kaggle dengan nama *Google Maps Restaurant Reviews*, yang berisi sekitar 1.100 ulasan restoran dalam bahasa Inggris. Setiap entri mencakup teks ulasan, rating bintang, identitas restoran, serta foto yang diunggah oleh pengguna. Dataset ini juga menyediakan kategori tambahan yang berkaitan dengan konten visual pada foto ulasan. Meskipun dataset terdiri dari beberapa berkas, penelitian ini hanya menggunakan berkas yang memuat data ulasan pelanggan.

Tabel 1. Deskripsi Dataset

Fitur	Deskripsi data
business_name	Identitas restoran yang diulas oleh pengguna
author_name	Nama pengguna yang memberikan ulasan
text	Pernyataan atau komentar pengguna mengenai pengalaman mereka
photo	Gambar yang diunggah bersama ulasan (jika tersedia)
rating	Nilai penilaian dalam skala 1–5 yang diberikan oleh pengguna
rating_category	Kategori ulasan berdasarkan aspek pada foto (misalnya rasa, menu, suasana dalam, suasana luar)

2.2 Data Preprocessing

Tahap pra-pemrosesan data (data preprocessing) bertujuan untuk mentransformasi data mentah menjadi format terstruktur dan bersih agar optimal saat diproses oleh algoritma machine learning. Proses ini diklasifikasikan menjadi dua tahapan utama, yaitu pembersihan data (data cleaning) dan pra-pemrosesan teks.

2.2.1 Pembersihan Data

Sebelum memasuki tahap pemrosesan teks, dilakukan filtrasi awal untuk menjamin kualitas data. Langkah pertama adalah penanganan nilai yang hilang (missing values) dengan mengeliminasi baris data yang mengandung nilai null pada kolom text dan rating. Selanjutnya, dilakukan validasi pada kolom rating untuk memastikan tipe data berupa integer dan berada dalam rentang valid (skala 1 sampai 5). Data yang berada di luar rentang tersebut atau tidak memiliki teks ulasan yang valid akan dianulir dari dataset.

2.2.2 Pemrosesan Teks

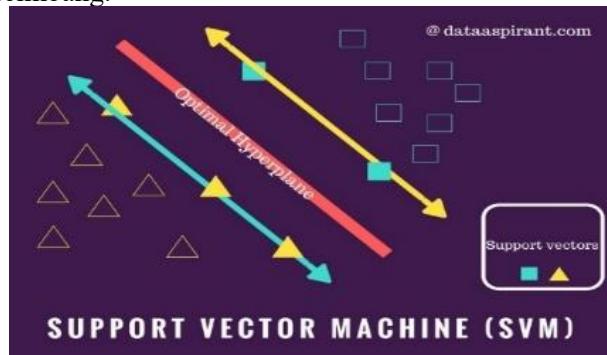
Pada bagian ini, kolom teks diproses lebih lanjut menggunakan library *NLTK* untuk menstandarkan data dan mereduksi variasi fitur kata. Proses ini diawali dengan tahap *case folding* dan *noise removal*, di mana seluruh huruf dikonversi menjadi huruf kecil (*lowercase*) serta karakter non-alfabet seperti angka dan tanda baca dihapus menggunakan *regular expression*, sehingga hanya menyisakan karakter huruf dengan spasi tunggal [9].

Teks yang telah dibersihkan kemudian dipecah menjadi unit kata melalui proses *tokenization*. Untuk meningkatkan akurasi pada tahap selanjutnya, dilakukan *Part-of-Speech (POS) tagging* untuk memberikan label kelas kata pada setiap token, seperti *noun*, *verb*, *adjective*, atau *adverb*, yang berfungsi membedakan konteks penggunaan kata ada [10].

Tahapan ini diakhiri dengan proses *lemmatization* menggunakan *WordNet Lemmatizer*, yang mengubah kata menjadi bentuk dasarnya (*lemma*) dengan mempertimbangkan *POS tag* yang telah diidentifikasi. Pendekatan ini lebih akurat dibandingkan *stemming*; sebagai contoh, kata “better” akan dikembalikan menjadi “good” dan “running” menjadi “run” [11].

2.3 Model Development

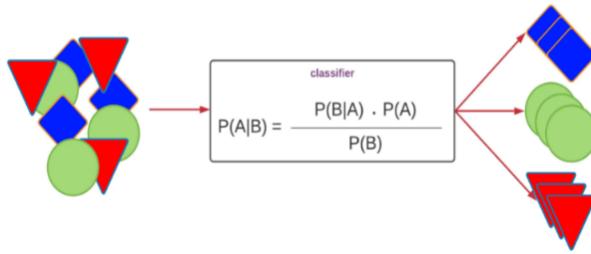
Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma pembelajaran yang memisahkan kelas melalui penentuan *hyperplane* optimal dalam ruang fitur berdimensi tinggi. SVM linier menangani data dimensi besar dan jarang (*sparse*) seperti representasi vektor TF-IDF. Algoritma ini meminimalkan risiko kesalahan dan memaksimalkan margin geometris antar kelas. Mekanisme tersebut mencegah *overfitting* pada dataset dengan jumlah sampel terbatas atau distribusi yang tidak seimbang.



Gambar 2. Ilustrasi Model Klasik SVM (Saxena, 2017)

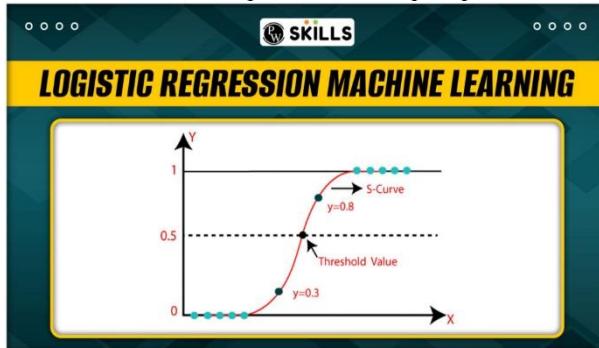
Naive Bayes adalah metode klasifikasi probabilistik berbasis Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur. Meskipun asumsi independensi antar kata jarang terpenuhi secara penuh dalam teks, algoritma ini berfungsi sebagai *baseline* klasifikasi karena efisiensi komputasi yang tinggi. *Naive Bayes* menghitung probabilitas posterior setiap kelas berdasarkan frekuensi kemunculan kata. Pendekatan ini meminimalkan penggunaan memori pada pemrosesan dataset berskala besar.

Naïve Bayes Classifier



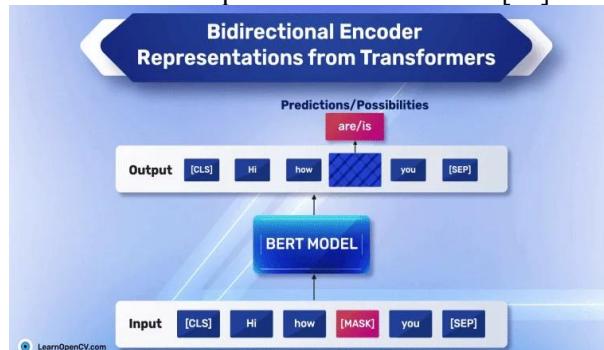
Gambar 3. Ilustrasi Model Klasik Naïve Bayes (Elzeiny, 2023)

Logistic Regression memprediksi probabilitas kategori kelas menggunakan fungsi logistik atau *sigmoid*. Model ini memetakan nilai prediksi ke dalam rentang 0 hingga 1 sebagai representasi probabilitas keanggotaan kelas. Pada klasifikasi *fine-grained* multi-kelas, algoritma ini menerapkan skema *One-vs-Rest* (OvR) atau *Multinomial Logistic Regression*. Nilai bobot fitur dalam model menunjukkan kontribusi setiap kata terhadap keputusan klasifikasi sentimen [12].



Gambar 4. Ilustrasi Model Klasik Logistic Regression (Sumber: <https://blog.pwskills.com/wp-content/uploads/2024/06/Logistic-Regression-Machine-Learning-1024x576.jpg>)

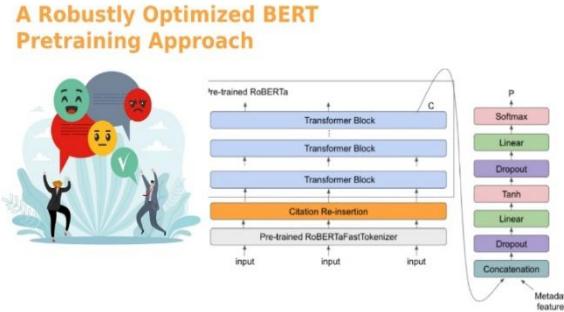
Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) menggunakan arsitektur *Transformer* dengan mekanisme *self-attention* untuk memproses konteks kata secara dua arah (*bidirectional*). Model ini melalui proses *pre-training* pada teks menggunakan *Masked Language Modeling* (MLM) untuk menangkap struktur sintaksis dan semantik. Implementasi BERT pada klasifikasi melibatkan tahapan *fine-tuning*, di mana representasi vektor token klasifikasi menjadi input lapisan *fully connected* untuk memprediksi label sentimen [13].



Gambar 5. Ilustrasi Model Transformer BERT (Rath, 2023)

DistilBERT merupakan varian model hasil teknik *knowledge distillation* dari arsitektur BERT dasar. Model ini mempertahankan kapabilitas pemahaman bahasa BERT dengan reduksi

parameter sebesar 40% dan peningkatan kecepatan inferensi sebesar 60%. DistilBERT melatih modelnya untuk meniru distribusi probabilitas keluaran dari BERT. Mekanisme ini menghasilkan efisiensi komputasi tinggi untuk penerapan pada perangkat dengan sumber daya terbatas tanpa penurunan akurasi yang signifikan [14].



Gambar 6. Ilustrasi Model Transformer DistilBERT (Naveed, 2023)

2.4 Text Data Augmentation (TDA)

Text Data Augmentation (TDA) diterapkan sebagai strategi untuk mengatasi kelangkaan dan ketidakseimbangan distribusi data latih dengan menghasilkan variasi data sintetik yang mempertahankan makna semantik asli [15]. Penelitian ini mengintegrasikan empat teknik augmentasi spesifik guna meningkatkan generalisasi model. Pertama, *Original Easy Data Augmentation* (EDA) menerapkan operasi stokastik seperti penggantian sinonim dan penyisipan acak untuk meningkatkan variabilitas data secara efisien [16]. Kedua, *Backtranslation* digunakan untuk menghasilkan parafrasa melalui proses penerjemahan dua arah yang memperkaya keragaman struktur sintaksis tanpa mengubah inti informasi [17]. Ketiga, untuk memitigasi risiko perubahan polaritas sentimen akibat operasi acak, diterapkan *Modified EDA* yang mengintegrasikan aturan *Part-of-Speech* (POS) tagging guna memproteksi kata kunci bermuatan sentimen dari modifikasi. Terakhir, *BERT Augmentation* memanfaatkan representasi kontekstual dari model *Transformer* untuk memprediksi dan mensubstitusi token yang ditutupi (*masked*) dengan kata yang paling relevan secara semantik, menghasilkan variasi kalimat yang lebih koheren.

2.5 Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan proses untuk mengukur performa model yang dihasilkan pada tahap pelatihan dan pengujian [18]. Tahap ini bertujuan untuk mengetahui sejauh mana model mampu menghasilkan prediksi yang akurat terhadap data uji. Pada penelitian ini digunakan dua metrik utama, yaitu *Accuracy* dan *F1-Score* (*Macro* dan *Weighted*).

Accuracy mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh prediksi yang dilakukan. Metrik ini umum digunakan ketika setiap label dianggap memiliki tingkat kepentingan yang sama serta ketika prediksi *True Positive* (*TP*) dan *True Negative* (*TN*) memiliki peran penting. *Accuracy* dihitung menggunakan (1),

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

di mana *TP* adalah jumlah data positif yang diprediksi benar sebagai positif, *TN* adalah jumlah data negatif yang diprediksi benar sebagai negatif, *FP* adalah jumlah data negatif yang salah diprediksi sebagai positif, dan *FN* adalah jumlah data positif yang salah diprediksi sebagai negatif.

Sementara itu, *F1-Score* merupakan rata-rata harmonik antara *precision* dan *recall*, yang memberikan penilaian lebih seimbang terutama pada dataset dengan distribusi kelas tidak merata. Perhitungan *F1-Score* diberikan oleh (2),

$$F1\text{-Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (2)$$

di mana *precision* menunjukkan proporsi prediksi positif yang benar-benar positif, sedangkan *recall* menunjukkan kemampuan model dalam menemukan seluruh data positif yang sebenarnya ada.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil

Sub Bab ini memaparkan hasil evaluasi kinerja model klasifikasi *fine-grained sentiment analysis* (rating 1-5) pada dataset ulasan restoran. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *Accuracy*, *F1-Macro*, dan *F1-Weighted*. *F1-Macro* menjadi metrik fokus utama mengingat kondisi dataset yang tidak seimbang (*imbalanced*), di mana kemampuan model dalam mengenali kelas minoritas menjadi prioritas. Pengujian dibagi menjadi empat skenario: (1) *Baseline Model Klasik* (TF-IDF), (2) *Baseline Model Transformer*, (3) Eksperimen Augmentasi Data, (4) Distribusi Seimbang pada *Test Set*.

3.1.1 Skenario 1 Baseline TF-IDF

Skenario ini mengevaluasi kinerja tiga model pembelajaran mesin klasik, yaitu *Linear Support Vector Machine*, *Naive Bayes*, dan *Logistic Regression* menggunakan ekstraksi fitur TF-IDF tanpa augmentasi data. Ringkasan hasil disajikan pada tabel berikut.

Tabel 2. Rangkuman Model Skenario 1 Baseline TF-IDF

Model	Accuracy	F1 Macro	F1 Weighted
<i>Linear SVM (S1 baseline)</i>	0.5000	0.3758	0.4734
<i>Logistic Regression (S1 baseline)</i>	0.4773	0.2396	0.4025
<i>Naive Bayes (S1 baseline)</i>	0.4364	0.1479	0.2912

Hasil menunjukkan bahwa *Linear Support Vector Machine* memberikan kinerja terbaik di antara model klasik, dengan akurasi sebesar 50% dan *F1-Macro* 0.3758. Sementara itu, *Naive Bayes* mencatat performa terendah dengan *F1-Macro* 0.1479, yang menunjukkan keterbatasannya dalam menangani distribusi kelas yang tidak seimbang pada dataset ini.

3.1.2 Skenario 2 Baseline Transformer

Skenario ini menerapkan model *Deep Learning* berbasis Transformer, yaitu BERT dan DistilBERT. Proses pelatihan dijalankan menggunakan algoritma optimasi AdamW dengan *learning rate* rendah untuk menjaga stabilitas bobot *pre-trained*. Mekanisme *Early Stopping* diterapkan untuk mengefisiensikan waktu komputasi. Rincian konfigurasi *hyperparameter* pelatihan disajikan pada tabel berikut.

Tabel 3. Konfigurasi Model Transformer

Parameter	Keterangan
<i>Model Pre-trained</i>	bert-base-uncased, distilbert-base-uncased
<i>Optimizer</i>	AdamW
<i>Learning Rate</i>	2×10^{-5}
<i>Batch Size</i>	8
<i>Max Sequence Length</i>	256 token
<i>Max Epochs</i>	100 (dengan <i>Early Stopping</i>)
<i>Early Stopping Patience</i>	1 epoch
<i>Loss Function</i>	Cross-Entropy Loss
<i>Best Model Metric</i>	Macro F1-Score

Berdasarkan konfigurasi tersebut, model menggunakan pendekatan *fine-tuning* pada data asli dan hasil pengujian disajikan pada tabel berikut.

Tabel 4. Rangkuman Model Skenario 2 Baseline Transformer

Model	Accuracy	F1 Macro	F1 Weighted	Eval Loss	Epoch
bert-base-uncased	0.5364	0.4203	0.5338	1.3769	6
distilbert-base-uncased	0.5409	0.3845	0.5233	1.1194	5

Secara umum, model *Transformer* mengungguli model klasik. *DistilBERT* unggul tipis dalam akurasi (54.09%) dan efisiensi komputasi (*loss* terendah), namun *BERT* menunjukkan kemampuan generalisasi antar-kelas yang lebih baik dengan skor *F1-Macro* tertinggi (0.4203).

3.1.3 Skenario 3 Augmentasi Data

Skenario ini menerapkan augmentasi untuk meningkatkan variasi data latih dan mengurangi dampak ketidakseimbangan kelas. Empat strategi augmentasi yang digunakan adalah *EDA*, *Modified EDA*, *BERT Augmentation*, dan *Backtranslation*. Augmentasi kemudian dievaluasi pada *Linear Support Vector Machine*, *Naive Bayes*, *Logistic Regression*, *BERT*, dan *DistilBERT*.

Tabel 5. Rangkuman Model BERT Skenario 3

Augmentation	Accuracy	F1 Macro	F1 Weighted	Eval Loss	Epoch
<i>EDA</i>	0.5636	0.4761	0.5528	1.3251	4
<i>Backtranslation</i>	0.5636	0.4009	0.5520	1.2118	3
<i>Modified EDA</i>	0.5409	0.3751	0.5025	1.2145	3
<i>BERT Aug</i>	0.4864	0.3472	0.4421	1.2363	2

Tabel 6. Rangkuman Model DistilBERT Skenario 3

Augmentation	Accuracy	F1 Macro	F1 Weighted	Eval Loss	Epoch
<i>Backtranslation</i>	0.5545	0.4462	0.5551	1.1702	3.0
<i>EDA</i>	0.5318	0.4458	0.5298	1.1342	3.0
<i>BERT Aug</i>	0.5091	0.4190	0.5124	1.2668	4.0
<i>Modified EDA</i>	0.5182	0.4150	0.5184	1.1827	3.0

Tabel 7. Rangkuman Model Linear SVM Skenario 3

Augmentation	Accuracy	F1 Macro	F1 Weighted
<i>Modified EDA</i>	0.4682	0.3809	0.4601
<i>EDA</i>	0.4727	0.3751	0.4649
<i>Backtranslation</i>	0.4591	0.3739	0.4539
<i>BERT Aug</i>	0.4409	0.3727	0.4377

Tabel 8. Rangkuman Model Naïve Bayes Skenario 3

Augmentation	Accuracy	F1 Macro	F1 Weighted
<i>Modified EDA</i>	0.4636	0.4069	0.4770
<i>EDA</i>	0.4727	0.4053	0.4831
<i>BERT Aug</i>	0.4455	0.3692	0.4395
<i>Backtranslation</i>	0.4045	0.3451	0.4249

Tabel 9. Rangkuman Model Logistic Regression Skenario 3

Augmentation	Accuracy	F1 Macro	F1 Weighted
<i>Modified EDA</i>	0.4773	0.3832	0.4787
<i>Backtranslation</i>	0.4864	0.3817	0.4816
<i>BERT Aug</i>	0.4500	0.3745	0.4442
<i>EDA</i>	0.4727	0.3703	0.4733

Berdasarkan tabel-tabel hasil pada skenario 3, tabel berikut merangkum teknik augmentasi terbaik yang menghasilkan performa optimal untuk masing-masing model.

Tabel 10. Rangkuman Model Skenario 5 Terbaik

Model	Best Augmentation	Accuracy	F1-Macro
BERT	Original EDA	5.636	4.761
<i>DistilBERT</i>	<i>Backtranslation</i>	5.545	4.462
<i>Linear SVM</i>	<i>Modified EDA</i>	4.682	3.809
<i>Naive Bayes</i>	<i>Modified EDA</i>	4.636	4.069
<i>Logistic Regression</i>	<i>Modified EDA</i>	4.773	3.832

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa teknik augmentasi memberikan dampak positif yang signifikan, terutama pada metrik F1-Macro. BERT dengan *Original EDA* mencapai performa tertinggi secara keseluruhan (F1-Macro 0.4761). Selain itu, model-model klasik seperti *Linear Support Vector Machine*, *Naive Bayes*, dan *Logistic Regression* memperoleh kinerja terbaik ketika menggunakan *Modified EDA*, sedangkan model *Transformer* lebih responsif terhadap *Original EDA* dan *Backtranslation*. Secara keseluruhan, performa terbaik pada penelitian ini dihasilkan oleh *BERT* dengan augmentasi *EDA*. Adapun *DistilBERT* menunjukkan kinerja optimal saat dikombinasikan dengan *Backtranslation*, yang kemungkinan memberikan variasi kalimat yang lebih natural dan berbeda secara semantik dibandingkan sekadar substitusi kata sederhana.

3.1.4 Skenario 4 Distribusi Seimbang pada Test Set

Skenario ini bertujuan untuk menguji kemampuan generalisasi model dalam mengklasifikasikan setiap tingkatan rating secara adil dengan menghilangkan pengaruh dominasi kelas mayoritas pada data uji. Penyeimbangan dilakukan pada *test set* sehingga setiap label memiliki representasi sampel yang setara dimana rating 5 sebanyak 92 sampel dan rating 1-4 masing-masing sebanyak 73 sampel.

Evaluasi pada data yang diseimbangkan ini tidak dimaksudkan untuk merepresentasikan performa model pada distribusi data asli di lapangan, melainkan untuk melihat kemampuan objektif model dalam mengenali karakteristik unik dari setiap kelas tanpa terdistorsi oleh jumlah data. Hasil evaluasi model pada skenario ini disajikan dalam tabel berikut:

Tabel 11. Rangkuman Model Baseline TF-IDF Skenario 1 (Test Balance)

Model	Accuracy	F1 Macro	F1 Weighted
<i>Linear SVM (S1 baseline)</i>	0.5000	0.3758	0.4734
<i>Logistic Regression (S1 baseline)</i>	0.4773	0.2396	0.4025
<i>Naive Bayes (S1 baseline)</i>	0.4364	0.1479	0.2912

Tabel 12. Rangkuman Model Baseline Transformer Skenario 2 (Test Balance)

Model	Accuracy	F1 Macro	F1 Weighted	Eval Loss	Epoch
<i>bert-base-uncased</i>	0.5364	0.4203	0.5338	1.3776	6
<i>distilbert-base-uncased</i>	0.5636	0.3767	0.5353	1.0363	4

Tabel 13. Rangkuman Model BERT Skenario 3 (Test Balance)

Model	Accuracy	F1 Macro	F1 Weighted	Eval Loss	Epoch
<i>Backtranslation</i>	0.4349	0.4149	0.4281	12.908	2
<i>EDA</i>	0.3906	0.3840	0.3890	13.170	2
<i>BERT</i>	0.4141	0.3738	0.3878	19.886	4
<i>Augmentation</i>					
<i>Modified EDA</i>	0.3958	0.3734	0.3878	20.237	4

Tabel 14. Rangkuman Model DistilBERT Skenario 3 (Test Balance)

Model	Accuracy	F1 Macro	F1 Weighted	Eval Loss	Epoch
<i>Backtranslation</i>	0.4193	0.4078	0.4186	15.085	3
<i>EDA</i>	0.4271	0.4037	0.4158	12.896	2
<i>Modified EDA</i>	0.4193	0.3950	0.4081	20.745	5
<i>BERT Augmentation</i>	0.4271	0.3936	0.4076	16.369	3

Tabel 15. Rangkuman Model Linear SVM Skenario 3 (Test Balance)

Augmentation	Accuracy	F1 Macro	F1 Weighted
<i>EDA</i>	0.3984	0.3756	0.3858
<i>Modified EDA</i>	0.3854	0.3588	0.3702
<i>Backtranslation</i>	0.3828	0.3583	0.3673
<i>BERT Augmentation</i>	0.3802	0.3505	0.3605

Tabel 16. Rangkuman Model Naive Bayes Skenario 3 (Test Balance)

Augmentation	Accuracy	F1 Macro	F1 Weighted
<i>Modified EDA</i>	0.4505	0.4464	0.4537
<i>BERT Augmentation</i>	0.4453	0.4424	0.4499
<i>EDA</i>	0.4375	0.4291	0.4385
<i>Backtranslation</i>	0.3958	0.3933	0.4034

Tabel 17. Rangkuman Model Logistic Regression Skenario 3 (Test Balance)

Augmentation	Accuracy	F1 Macro	F1 Weighted
<i>EDA</i>	0.4245	0.4077	0.4180
<i>Modified EDA</i>	0.4089	0.3881	0.3993
<i>Backtranslation</i>	0.3958	0.3715	0.3814
<i>BERT Augmentation</i>	0.3932	0.3714	0.3817

Berdasarkan tabel-tabel hasil pada skenario 3 (*Test Balance*), tabel berikut merangkum teknik augmentasi terbaik yang menghasilkan performa optimal untuk masing-masing model.

Tabel 18. Lima Model Terbaik pada Skenario 3 (Test Balance)

Model	Best Augmentation	Accuracy	F1-Macro
<i>Naive Bayes</i>	Modified EDA	0.4505	0.4464
<i>Naive Bayes</i>	<i>BERT Augmentation</i>	0.4453	0.4424
<i>Naive Bayes</i>	<i>EDA</i>	0.4375	0.4291
<i>BERT</i>	<i>Backtranslation</i>	0.4349	0.4149
<i>DistilBERT</i>	<i>Backtranslation</i>	0.4193	0.4078

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *Naive Bayes* dengan augmentasi *Modified EDA* menghasilkan skor *F1-Macro* tertinggi sebesar 0.4464 dengan akurasi 45.05%. Sementara itu, model *BERT* (*Baseline*) mencatatkan akurasi yang lebih tinggi yaitu 53.64%, namun dengan skor *F1-Macro* yang lebih rendah (0.4203) dibandingkan *Naive Bayes*. Daftar lima model dengan performa terbaik pada skenario ini didominasi oleh *Naive Bayes* yang menggunakan berbagai teknik augmentasi, serta model *Transformer* (*BERT* dan *DistilBERT*) yang menggunakan teknik *Backtranslation*.

Selanjutnya, tabel berikut merangkum seluruh model dari skenario 1 sampai 3 menghasilkan performa optimal untuk masing-masing model berdasarkan *F1-Macro*-nya.

Tabel 19. Lima Model Terbaik Skenario 1–3 (Test Balance)

Model	Best Augmentation	Accuracy	F1-Macro
<i>Naive Bayes</i>	<i>S3 (Modified EDA)</i>	0.4505	0.4464
<i>Naive Bayes</i>	<i>S3 (BERT Augmentation)</i>	0.4453	0.4424
<i>Naive Bayes</i>	<i>S3 (EDA)</i>	0.4375	0.4291
<i>BERT</i>	<i>S2 (Baseline)</i>	0.5364	0.4203
<i>BERT</i>	<i>S3 (Backtranslation)</i>	0.4349	0.4149

Tabel 19 menunjukkan bahwa model *Naive Bayes* secara konsisten menempati peringkat tiga teratas dalam metrik F1-Macro pada seluruh rangkaian pengujian. Terdapat perbedaan pada peringkat selanjutnya, di mana pada akumulasi skenario 1–3, model *Transformer* terbaik diwakili oleh BERT melalui kondisi *baseline* (S2) dan augmentasi *Backtranslation* (S3). Sementara itu, pada peringkat khusus skenario 3 di Tabel 18, posisi terbaik untuk kategori Transformer ditempati oleh BERT dan DistilBERT yang keduanya menggunakan teknik augmentasi *Backtranslation*. Perbedaan ini mengindikasikan bahwa meskipun model Transformer memiliki akurasi yang lebih tinggi, penggunaan teknik *Backtranslation* memberikan kontribusi yang lebih stabil bagi arsitektur *deep learning* tersebut dalam mencapai performa yang lebih adil pada data uji yang seimbang.

3.2 Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian tiga skenario yang dilakukan sebelumnya, didapatkan hasil analisis sebagai berikut:

3.2.1 Analisis Skenario 1 (TF-IDF Baseline)

Baseline TF-IDF menunjukkan keterbatasan utama pada kemampuan pemodelan konteks. Representasi TF-IDF memetakan teks ke dalam bobot kata dan frasa berdasarkan frekuensi dan kekhasannya di dokumen. Pendekatan ini efektif untuk tugas topik atau klasifikasi yang kelasnya kontras, tetapi menjadi kurang optimal untuk klasifikasi rating 1–5 yang secara semantik berurutan dan tipis batasnya.

Linear SVM menjadi model terbaik dalam S1 karena sifatnya yang kuat pada ruang fitur berdimensi tinggi dan *sparse*, serta kemampuannya membangun *decision boundary* yang relatif stabil meski data terbatas. Logistic Regression menunjukkan performa menengah. Naive Bayes menjadi yang terendah kemungkinan karena asumsi independensi antar kata yang terlalu sederhana untuk menangkap pola sentimen kompleks pada ulasan restoran.

3.2.2 Analisis Skenario 2 (Transformer Baseline)

Peningkatan performa pada baseline Transformer menegaskan bahwa tugas klasifikasi rating membutuhkan pemahaman konteks dan urutan kata, bukan sekadar frekuensi kata. BERT memiliki keunggulan dalam menangkap dependensi antar kata melalui mekanisme *self-attention*, sehingga dapat mengenali pola evaluasi halus seperti perbandingan, kontras, atau intensitas sentimen.

DistilBERT, sebagai versi lebih ringkas dari BERT, menawarkan trade-off antara efisiensi dan performa. Hasil S2 memperlihatkan bahwa DistilBERT masih mampu mendekati kinerja BERT, sehingga layak dipertimbangkan ketika keterbatasan sumber daya komputasi menjadi faktor penting.

3.2.3 Analisis Skenario 3 (Augmentasi)

Augmentasi pada skenario ini memberikan dampak yang bervariasi antar model. Pada model klasik, Modified EDA cenderung menjadi strategi terbaik. Hal ini dapat dijelaskan karena augmentasi ringan berbasis substitusi/penyisipan kata masih mempertahankan distribusi kosakata

yang kompatibel dengan representasi TF-IDF. Dengan kata lain, teks hasil augmentasi tetap “terlihat” mirip secara statistik bagi model berbasis *bag-of-words*.

Sebaliknya, augmentasi yang lebih berat seperti BERT augmentation dan backtranslation kadang menghasilkan kalimat dengan struktur lebih beragam. Walaupun secara semantik mungkin lebih kaya, variasi ini tidak selalu langsung menguntungkan model klasik karena perubahan distribusi kata dapat menggeser pola yang dipelajari TF-IDF.

Pada sisi Transformer, EDA dan backtranslation dapat memberikan manfaat lebih jelas. EDA membantu memperkaya variasi kata tanpa mengubah struktur kalimat terlalu ekstrem. Backtranslation berpotensi menghasilkan parafrase yang lebih natural, sehingga menambah keragaman konteks. Hal ini tampak pada performa DistilBERT yang meningkat paling baik pada backtranslation.

3.2.4 Analisis Skenario 4 (*Test Balance*)

Hasil pengujian pada Skenario 4 menunjukkan perubahan tren performa yang signifikan dibandingkan dengan pengujian pada distribusi data asli. Terjadi penurunan pada metrik *Accuracy* dan *F1-Weighted* di hampir seluruh model, yang mengindikasikan bahwa nilai akurasi pada skenario sebelumnya sangat dipengaruhi oleh kemampuan model dalam memprediksi kelas mayoritas (Rating 5 dan 4). Ketika proporsi kelas minoritas dalam *test set* ditingkatkan, kesalahan prediksi pada kelas tersebut menjadi lebih terlihat sehingga mengoreksi nilai akurasi ke tingkat yang lebih realistik.

Meskipun secara umum terjadi penurunan, metrik F1-Macro memberikan gambaran yang lebih transparan mengenai objektivitas prediksi model, di mana model Naive Bayes muncul sebagai model yang paling mendominasi. Hal ini dikarenakan sifat dasar algoritma Naive Bayes yang bersifat probabilistik, di mana model menghitung peluang kemunculan setiap fitur pada setiap kelas secara independen. Sifat ini memungkinkan Naive Bayes untuk tetap memberikan bobot prediksi yang adil pada kelas minoritas selama pola probabilitas fiturnya terwakili, berbeda dengan model yang lebih kompleks yang cenderung mengalami *overfitting* pada kelas mayoritas saat dihadapkan pada data yang tidak seimbang.

Dapat disimpulkan bahwa pengujian Skenario 4 memberikan validasi bahwa model telah dievaluasi secara ketat melalui distribusi data uji yang lebih merata. Dominasi Naive Bayes pada metrik *F1-Macro* membuktikan bahwa pendekatan probabilistik yang dikombinasikan dengan penanganan ketidakseimbangan data berhasil meningkatkan kemampuan generalisasi model. Meskipun performa terbaik secara nominal tetap ditemukan pada distribusi asli, skenario ini membuktikan bahwa model telah berhasil didorong untuk mengenali pola pada seluruh spektrum rating secara lebih adil dan tidak hanya bergantung pada label dengan frekuensi kemunculan tinggi.

3.2.5 Mengapa 5 Label Cenderung Sulit Mencapai Akurasi Tinggi

Terdapat beberapa faktor utama yang menyebabkan model sulit mencapai akurasi mendekati 0.8 pada skenario klasifikasi rating 1–5:

1. **Batas antar kelas yang tipis dan bersifat ordinal**

Rating 4 dan 5 sering kali memiliki ekspresi positif yang hampir serupa, begitu juga rating 2 dan 3 dalam nuansa netral–negatif. Selain itu, ulasan dengan nada positif tetap dapat berakhir pada rating 3 karena alasan lain seperti ekspektasi pengguna, harga, atau konteks pengalaman personal. Hal ini menyebabkan perbedaan antarkelas menjadi kurang jelas.

2. **Ukuran dataset yang relatif terbatas**

Dengan jumlah data hanya sekitar seribuan ulasan, variasi gaya bahasa, panjang ulasan, serta konteks pengalaman pengguna menjadi sangat beragam. Untuk dapat mempelajari pola yang konsisten pada tiap kelas, model membutuhkan jumlah contoh yang lebih besar.

3. **Ketidakseimbangan distribusi kelas**

Pada dataset ulasan restoran, rating tinggi umumnya lebih dominan. Kondisi ini mendorong model untuk lebih sering memprediksi kelas mayoritas, sehingga performa pada kelas

minoritas menurun. Hal ini terlihat dari nilai *F1-Macro* yang lebih rendah dibandingkan *F1-Weighted*.

4. Adanya *noise* dan subjektivitas dalam ulasan

Dua pengguna dapat menulis ulasan dengan isi yang hampir sama tetapi memberikan rating berbeda. Variasi subjektivitas seperti ini menghasilkan *label noise* yang secara alami membatasi performa maksimal model, terlepas dari algoritme yang digunakan.

5. Kompleksitas evaluasi pada distribusi data yang diseimbangkan (*balanced test set*)

Penggunaan *test set* yang diseimbangkan secara artifisial (Skenario 4) memberikan tantangan tersendiri bagi model yang dilatih pada distribusi data asli. Ketidakpastian dalam menentukan proporsi pembagian data (*train-test split*) yang ideal untuk kondisi data *imbalanced* dapat memengaruhi kemampuan model dalam mempertahankan akurasi. Ketika model dipaksa untuk mengenali kelas minoritas dengan bobot yang sama besar pada tahap pengujian, kesalahan prediksi pada kelas tersebut menjadi lebih signifikan, sehingga menurunkan nilai akurasi secara keseluruhan dibandingkan pengujian pada distribusi alami.

3.2.6 Implikasi Hasil

Secara umum, hasil eksperimen menunjukkan beberapa temuan penting. Model Transformer konsisten memberikan kinerja yang lebih baik dibandingkan pendekatan berbasis TF-IDF dalam menangkap konteks ulasan. Namun, hasil pada **Skenario 4** memberikan perspektif baru bahwa tingginya akurasi pada model Transformer sering kali dipengaruhi oleh dominasi kelas mayoritas. Pengujian pada *balanced test set* mengungkapkan bahwa model klasik seperti Naive Bayes memiliki robustitas yang lebih baik dalam menjaga keseimbangan performa antar-kelas (*F1-Macro*) karena sifat probabilistiknya. Teknik augmentasi terbukti paling efektif ketika disesuaikan dengan karakteristik model: model Transformer lebih responsif terhadap *Backtranslation* yang menjaga koherensi, sementara model klasik lebih stabil dengan *Modified EDA*. Hal ini menegaskan bahwa klasifikasi rating 1–5 memerlukan pendekatan yang tidak hanya fokus pada akurasi global, tetapi juga pada keadilan prediksi di setiap tingkatan sentimen.

3.2.7 Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang dapat memengaruhi performa model. Hal tersebut kami rincikan sebagai berikut yaitu:

1. Jumlah data yang relatif terbatas, sehingga model sulit mempelajari pola unik pada kelas-kelas yang sangat jarang muncul.
2. Potensi *label noise* akibat subjektivitas pengguna, di mana ulasan serupa bisa memiliki rating berbeda tergantung ekspektasi personal.
3. Kesenjangan distribusi antara data latih yang tidak seimbang dengan data uji yang diseimbangkan pada Skenario 4, yang mengakibatkan penurunan akurasi namun memberikan gambaran performa yang lebih jujur.
4. Penggunaan *preprocessing* yang ketat (seperti *lemmatization*) yang berpotensi menghilangkan sinyal ekspresif seperti tanda seru atau penekanan kata yang krusial untuk membedakan intensitas rating (misal: perbedaan rating 4 dan 5).

3.2.8 Rekomendasi Pengembangan

Untuk meningkatkan performa pada klasifikasi 5 label, terdapat beberapa strategi yang dapat dipertimbangkan, antara lain:

1. Menerapkan pendekatan *ordinal classification* atau *cost-sensitive learning* yang memberikan penalti lebih besar jika model salah memprediksi kelas yang jaraknya jauh (misal: rating 1 diprediksi 5).
2. Melakukan eksperimen lebih lanjut pada penyeimbangan data latih (seperti *SMOTE* atau *undersampling*) untuk menyelaraskan distribusi dengan *balanced test set*.
3. Mengintegrasikan teknik *ensemble* yang menggabungkan keunggulan stabilitas probabilistik Naive Bayes dengan kemampuan pemahaman konteks dari BERT.

4. Menambahkan fitur metadata seperti kategori restoran atau harga untuk memberikan konteks tambahan pada penilaian subjektif pengguna.
5. Memperluas jumlah dataset guna meningkatkan variasi gaya bahasa dan mengurangi dampak *imbalance* kelas secara alami.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengevaluasi performa model klasifikasi rating restoran berbasis ulasan teks dengan target lima kelas melalui empat skenario pengujian. Berdasarkan hasil eksperimen, model *Transformer* secara konsisten memberikan performa yang lebih baik dibandingkan pendekatan berbasis *TF-IDF*. Pada skenario baseline klasik, Linear SVM menjadi model terbaik dengan *F1-Macro* 0.3758. Namun, pengujian pada Skenario 4 (*Balanced Test Set*) mengungkap temuan krusial; model Naive Bayes dengan augmentasi *Modified EDA* justru menghasilkan *F1-macro* tertinggi sebesar 0,4464, melampaui skor *F1-Macro* model *BERT* (0.4203) pada kondisi data uji yang seimbang. Hal ini membuktikan bahwa sifat probabilistik *Naive Bayes* lebih *robust* dan objektif dalam mengenali kelas minoritas dibandingkan model *Transformer* yang cenderung bias pada kelas mayoritas saat diuji secara ketat.

Secara keseluruhan, meskipun *BERT* dengan augmentasi *EDA* mencatatkan performa nominal tertinggi pada distribusi data asli (*F1-Macro* 0,4761), evaluasi pada data seimbang menunjukkan bahwa tantangan utama klasifikasi rating lima kelas terletak pada batas antar kelas yang tipis dan subjektivitas pengguna. Penggunaan augmentasi seperti *Backtranslation* pada *Transformer* dan *Modified EDA* pada model klasik terbukti efektif meningkatkan generalisasi model. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi pendekatan *ordinal classification*, penyeimbangan data latih yang lebih sistematis, serta integrasi fitur metadata restoran guna meningkatkan akurasi dan stabilitas model pada seluruh spektrum rating.

REFERENSI

- [1] E. L. C. Macedo, F. C. Delicato, L. F. M. de Moraes, and G. Fortino, “Assigning Trust to Devices in the Context of Consumer IoT Applications,” *IEEE Consumer Electronics Magazine*, vol. 13, no. 1, pp. 12–21, Jan. 2024, doi: 10.1109/MCE.2022.3154357.
- [2] P. P. Putra, “Optimizing Sentiment Analysis on Imbalanced Hotel Review Data Using SMOTE and Ensemble Machine Learning Techniques,” *Journal of Applied Data Sciences*, vol. 6, no. 2, pp. 921–935, May 2025, doi: 10.47738/jads.v6i2.618.
- [3] S. Feng *et al.*, “A Survey of Data Augmentation Approaches for NLP,” in *Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL-IJCNLP 2021*, Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2021, pp. 968–988. doi: 10.18653/v1/2021.findings-acl.84.
- [4] H.-T. Duong and T.-A. Nguyen-Thi, “A review: preprocessing techniques and data augmentation for sentiment analysis,” *Comput Soc Netw*, vol. 8, no. 1, p. 1, Dec. 2021, doi: 10.1186/s40649-020-00080-x.
- [5] M. Zulqarnain, R. Ghazali, Y. M. M. Hassim, and M. Rehan, “A comparative review on deep learning models for text classification,” *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 19, no. 1, p. 325, Jul. 2020, doi: 10.11591/ijeeecs.v19.i1.pp325-335.
- [6] F. Muftie and M. Haris, “IndoBERT Based Data Augmentation for Indonesian Text Classification,” in *2023 International Conference on Information Technology Research and Innovation (ICITRI)*, IEEE, Aug. 2023, pp. 128–132. doi: 10.1109/ICITRI59340.2023.10250061.
- [7] R. Shirke and A. Agrawal, “Performance analysis of token-based text augmentation techniques on text classification tasks in Indic languages,” in *2023 9th International Conference on Smart Computing and Communications (ICSCC)*, IEEE, Aug. 2023, pp. 168–172. doi: 10.1109/ICSCC59169.2023.10335009.
- [8] . Natasya and A. S. Girsang, “Modified EDA and Backtranslation Augmentation in Deep Learning Models for Indonesian Aspect-Based Sentiment Analysis,” *Emerging Science Journal*, vol. 7, no. 1, pp. 256–272, Nov. 2022, doi: 10.28991/ESJ-2023-07-01-018.

- [9] S. Saranya and G. Usha, “A Machine Learning-Based Technique with Intelligent WordNet Lemmatize for Twitter Sentiment Analysis,” *Intelligent Automation & Soft Computing*, vol. 36, no. 1, pp. 339–352, 2023, doi: 10.32604/iasc.2023.031987.
- [10] J. Wang, X. Li, J. He, Y. Zheng, and J. Ma, “Enhancing Implicit Sentiment Learning via the Incorporation of Part-of-Speech for Aspect-based Sentiment Analysis.”
- [11] R. Budiarto Hadiprakoso, H. Setiawan, R. Novita Yasa, and P. Siber dan Sandi Negara, “Text Preprocessing for Optimal Accuracy in Indonesian Sentiment Analysis Using a Deep Learning Model with Word Embedding.”
- [12] A. Maulana, Inayah Khasnayputri Afifah, Asghafi Mubarak, Kiagus Rachmat Fauzan, Ardhan Dwintara, and B. P. Zen, “COMPARISON OF LOGISTIC REGRESSION, MULTINOMIALNB, SVM, AND K-NN METHODS ON SENTIMENT ANALYSIS OF GOJEK APP REVIEWS ON THE GOOGLE PLAY STORE,” *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 4, no. 6, pp. 1487–1494, Dec. 2023, doi: 10.52436/1.jutif.2023.4.6.863.
- [13] N. Smairi, H. Abadlia, H. Brahim, and W. L. Chaari, “Fine-tune BERT based on Machine Learning Models For Sentiment Analysis,” *Procedia Comput Sci*, vol. 246, pp. 2390–2399, 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.09.531.
- [14] A. F. Adoma, N.-M. Henry, and W. Chen, “Comparative Analyses of Bert, Roberta, Distilbert, and Xlnet for Text-Based Emotion Recognition,” in *2020 17th International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICCWAMTIP)*, IEEE, Dec. 2020, pp. 117–121. doi: 10.1109/ICCWAMTIP51612.2020.9317379.
- [15] L. Ruan and Q. Jin, “Survey: Transformer based video-language pre-training,” *AI Open*, vol. 3, pp. 1–13, 2022, doi: 10.1016/j.aiopen.2022.01.001.
- [16] G. G. Şahin, “To Augment or Not to Augment? A Comparative Study on Text Augmentation Techniques for Low-Resource NLP,” *Computational Linguistics*, vol. 48, no. 1, pp. 5–42, Apr. 2022, doi: 10.1162/coli_a_00425.
- [17] A. Devo, G. Costante, and P. Valigi, “Deep Reinforcement Learning for Instruction Following Visual Navigation in 3D Maze-Like Environments,” *IEEE Robot Autom Lett*, vol. 5, no. 2, pp. 1175–1182, Apr. 2020, doi: 10.1109/LRA.2020.2965857.
- [18] S. Kasus dan Implementasi Menggunakan Python Edisi, “MACHINE LEARNING Ibnu Daqiqil ID.”