

Analisis Komparasi Algoritma Klasifikasi dalam Mendeteksi Sentimen Publik Terhadap Redenominasi Rupiah di TikTok

Uma Fadhila Dina Puspita¹, Adhika Pramita Widyasari²

^{1,2}Program Studi Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Ronggolawe

E-mail: ¹umafadhila.160903@gmail.com, ²dikasari9@gmail.com

Abstrak – Wacana kebijakan redenominasi Rupiah menimbulkan beragam respons masyarakat yang banyak disampaikan melalui media sosial TikTok. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap kebijakan redenominasi Rupiah serta membandingkan kinerja enam algoritma klasifikasi, yaitu Naïve Bayes, Decision Tree, Multilayer Perceptron, K-Nearest Neighbors, Support Vector Machine, dan Long Short-Term Memory. Data penelitian berupa 537 komentar TikTok yang dikumpulkan menggunakan teknik scraping berdasarkan kata kunci terkait redenominasi Rupiah. Data kemudian diproses melalui tahapan pra-pemrosesan teks dan diekstraksi menggunakan metode TF-IDF serta tokenisasi untuk mendukung proses klasifikasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma Long Short-Term Memory menghasilkan performa terbaik dengan tingkat akurasi sebesar 83,33% dan nilai F1-Score sebesar 0,7971. Sementara itu, Multilayer Perceptron dan Support Vector Machine juga menunjukkan kinerja yang baik dengan akurasi sebesar 81,48%. Analisis distribusi sentimen memperlihatkan bahwa mayoritas komentar masyarakat bersentimen positif sebesar 78,48%, diikuti sentimen netral sebesar 13,22% dan sentimen negatif sebesar 8,38%. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan Deep Learning efektif dalam mengklasifikasikan sentimen publik di media sosial dan dapat dimanfaatkan sebagai dasar pendukung dalam perumusan strategi komunikasi kebijakan ekonomi yang lebih tepat sasaran.

Kata Kunci — Analisis Sentimen, Big Data, Deep Learning, Redenominasi Rupiah, TikTok

1. PENDAHULUAN

Masyarakat merupakan subjek dinamis yang senantiasa membutuhkan sarana untuk berinteraksi serta menyampaikan aspirasi mengenai berbagai fenomena di lingkungannya [1]. Seiring dengan kemajuan teknologi informasi, pola komunikasi publik yang sebelumnya bersifat konvensional kini mengalami pergeseran menuju ekosistem digital yang lebih interaktif dan responsif. Transformasi ini memungkinkan setiap individu dan masyarakat untuk berinteraksi serta memberikan tanggapan terhadap layanan dan kebijakan publik secara lebih terbuka dan cepat, melampaui batasan ruang dan waktu [2].

Dalam konteks masyarakat digital, media sosial tidak lagi sekadar sarana komunikasi, melainkan telah berkembang menjadi ruang utama bagi masyarakat untuk menyuarakan pandangan dan membangun persepsi kolektif. Kebijakan publik yang muncul di ruang digital dengan cepat memicu reaksi, diskusi, dan penilaian dari warganet. Oleh karena itu, media sosial dapat dimanfaatkan sebagai cermin realitas sosial yang merepresentasikan sikap dan opini publik terhadap isu nasional yang sedang berkembang [3].

Di antara berbagai platform yang tersedia, TikTok menjadi salah satu media sosial yang paling banyak digunakan oleh masyarakat Indonesia saat ini. Platform ini menawarkan kemudahan bagi penggunaanya untuk berbagi video pendek yang sering kali memicu diskusi luas di kolom komentar. Karakteristik interaksi yang cepat dan viral menjadikan TikTok sebagai barometer yang efektif untuk memahami opini masyarakat secara *real-time* [4].

Interaksi yang intens di platform seperti TikTok menghasilkan kumpulan data dalam jumlah sangat besar yang sering disebut *Big Data*. Sebagian besar komentar pengguna terdiri atas teks yang tidak terstruktur, mencakup bahasa sehari-hari, singkatan, bahkan emoji, sehingga analisisnya tidak bisa dilakukan dengan pendekatan biasa. Kondisi ini menciptakan tantangan teknis signifikan dalam mengekstraksi informasi yang bermakna dari ribuan teks tersebut untuk memahami pola dan maksud di balik percakapan warganet [5].

Saat ini, pemerintah sedang mengkaji kebijakan redenominasi Rupiah sebagai upaya penyederhanaan nilai nominal mata uang dengan menghilangkan tiga angka nol tanpa mengurangi daya beli masyarakat. Kebijakan ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi transaksi keuangan serta mempermudah sistem pencatatan dan pelaporan akuntansi. Mengingat Rupiah tidak hanya berfungsi sebagai alat pembayaran yang sah, tetapi juga

merepresentasikan identitas dan kedaulatan negara, setiap rencana perubahan terhadap mata uang nasional cenderung menarik perhatian luas dari berbagai lapisan masyarakat [6].

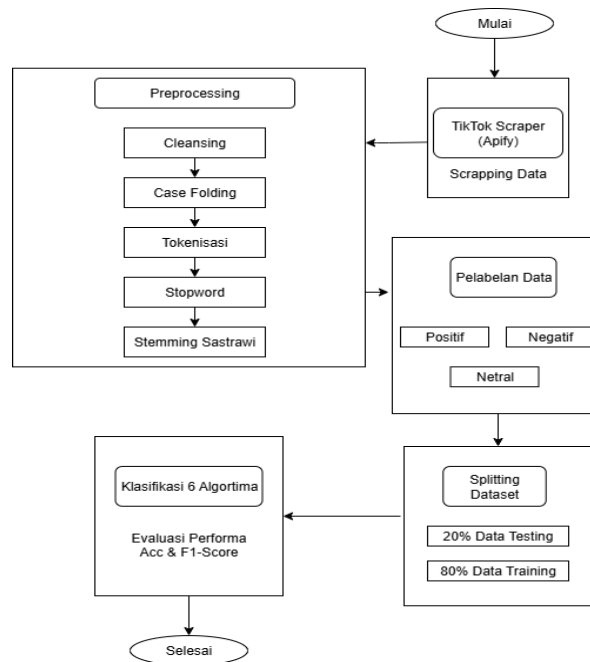
Meskipun kebijakan ini memiliki tujuan teknis seperti meningkatkan efisiensi administrasi dan menyederhanakan sistem transaksi [7], wacana ini justru memunculkan beragam respons di ruang publik digital. Khususnya TikTok, sebagian masyarakat mengekspresikan kekhawatiran yang berkaitan dengan kemungkinan munculnya inflasi psikologis serta kesalahpahaman terhadap nilai uang atau *money illusion*. Kondisi ini menunjukkan bahwa perbedaan tingkat pemahaman masyarakat dapat memengaruhi cara mereka memaknai kebijakan redenominasi [8]. Perbedaan pandangan antara kelompok yang mendukung dan yang bersikap skeptis akhirnya membentuk pola sentimen yang beragam, sehingga mencerminkan kompleksitas opini publik terhadap kebijakan tersebut.

Untuk memahami kecenderungan opini masyarakat yang jumlahnya sangat besar, diperlukan pendekatan analisis sentimen secara otomatis. Pengolahan data secara manual dinilai tidak lagi efektif dalam menghadapi skala *Big Data* yang dihasilkan media sosial. Oleh karena itu, pemanfaatan teknologi *Natural Language Processing* (NLP) menjadi solusi yang relevan untuk mengklasifikasi ribuan opini masyarakat ke dalam kategori sentimen positif (mendukung), negatif (mengkhawatirkan) maupun netral (bersifat informatif atau bertanya) secara lebih objektif dan sistematis [9].

Berbagai penelitian di Indonesia menunjukkan bahwa algoritma klasifikasi banyak dimanfaatkan dalam analisis sentimen, di antaranya *Naïve Bayes*, *Decision Tree*, *Multilayer Perceptron* (MLP), *K-Nearest Neighbors* (KNN), *Support Vector Machine* (SVM), serta pendekatan *Deep Learning* seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam penelitian analisis sentimen. Penelitian oleh Emel dan Sastya (2025) membandingkan kinerja *Support Vector Machine* (SVM), *Naïve Bayes*, dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) pada analisis sentimen komentar YouTube, dengan hasil bahwa SVM memberikan performa terbaik. Penelitian lain oleh Azanda dan Fadzilah (2025) menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* mampu digunakan secara andal untuk memahami persepsi pengguna terhadap aplikasi. Sementara itu, Jepi dan Debby (2023) menyatakan bahwa *K-Nearest Neighbors* (KNN) efektif dalam analisis sentimen dan hasil mayoritas opini yang dianalisis bersifat positif. Agung dan Mardi (2025) juga menegaskan bahwa *Decision Tree* dapat diterapkan secara efektif dalam analisis sentimen ulasan aplikasi *mobile banking*.

Berdasarkan temuan-temuan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi sentimen masyarakat terhadap kebijakan redenominasi rupiah dengan melakukan analisis komparatif terhadap enam algoritma klasifikasi berbeda. Algoritma yang digunakan meliputi *Naïve Bayes*, *Decision Tree*, *Multilayer Perceptron* (MLP), *K-Nearest Neighbors* (KNN), *Support Vector Machine* (SVM), serta pendekatan *Deep Learning* seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM). Perbandingan kinerja masing-masing algoritma dilakukan untuk mengklasifikasi model dengan tingkat akurasi terbaik dalam mengolah data sentimen dari media sosial, sehingga hasil penelitian diharapkan dapat menjadi referensi bagi pemerintah dalam merumuskan strategi komunikasi publik yang lebih efektif dan tepat sasaran.

2. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Diagram Alur Analisis Redenominasi Rupiah

Penelitian ini dilakukan melalui serangkaian tahapan yang terstruktur dan sistematis dengan tujuan untuk memperoleh hasil analisis sentimen yang akurat dan dapat dipertanggungjawabkan. Alur penelitian dirancang mulai dari proses pengumpulan data hingga tahap evaluasi model klasifikasi sentimen. Secara umum, metode penelitian ini terbagi ke dalam beberapa tahapan utama sebagaimana dijelaskan pada subbab berikut.

2.1 Pengumpulan Data

Tahap awal penelitian dimulai dengan proses pengumpulan data komentar dari media sosial TikTok. Pengambilan data dilakukan menggunakan library *apify-client* yang terintegrasi dengan TikTok Scraper. Kata kunci pencarian difokuskan pada isu “Redenominasi Rupiah” yang tengah menjadi perhatian publik. Berdasarkan hasil praktik yang dilakukan, diperoleh sebanyak 552 komentar mentah dari berbagai unggahan TikTok yang relevan. Data komentar tersebut kemudian disimpan dalam format *Comma Separated Values* (CSV) agar mudah diolah dan dianalisis pada tahap selanjutnya. Data mentah ini masih mengandung banyak unsur tidak terstruktur, sehingga memerlukan proses pembersihan sebelum dapat digunakan dalam pemodelan klasifikasi.

2.2 Pra-pemrosesan Data (*Text Preprocessing*)

Data komentar yang berasal dari media sosial umumnya bersifat tidak terstruktur serta mengandung berbagai gangguan (*noise*) seperti simbol, singkatan, dan kata tidak baku. Oleh karena itu, dilakukan tahap pra-pemrosesan data untuk meningkatkan kualitas teks sebelum dianalisis. Tahapan pra-pemrosesan yang diterapkan dalam penelitian ini meliputi:

1. *Cleansing*

Tahap ini bertujuan untuk menghapus elemen-elemen yang tidak relevan seperti URL, username (@user), hashtag (#), angka, serta karakter khusus. Proses cleansing dilakukan menggunakan teknik *Regular Expression (Regex)* sehingga teks menjadi lebih bersih dan berfokus pada isi komentar [14].

2. *Case Folding*

Seluruh teks komentar diubah menjadi huruf kecil (*lowercase*) untuk menyeragamkan format data. Langkah ini penting agar perbedaan huruf besar dan kecil tidak dianggap sebagai kata yang berbeda oleh sistem [15].

3. *Tokenisasi dan Filtering*

Pada tahap ini, kalimat dipecah menjadi unit kata (*token*). Selanjutnya dilakukan penghapusan *stopwords*, yaitu kata-kata umum yang tidak memiliki pengaruh signifikan terhadap sentimen, menggunakan kamus stopword dari NLTK [16]. Selain itu, ditambahkan daftar kata tidak baku atau slang kustom seperti “yg”, “ga”, dan “aja” untuk meningkatkan efektivitas penyaringan teks.

4. *Stemming*

Tahap *stemming* dilakukan untuk mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk kata dasar. Proses ini menggunakan library Sastrawi, yang secara khusus dirancang untuk bahasa Indonesia. Hasil akhir dari

tahapan pra-pemrosesan ini adalah kolom *stemmed_text* yang siap digunakan dalam proses ekstraksi fitur dan klasifikasi.

2.3 Pelabelan Data (*Data Labeling*)

Setelah proses pra-pemrosesan selesai, dilakukan pelabelan data otomatis terhadap 537 komentar yang valid. Pelabelan *Inset Lexicon* dipilih untuk memastikan ketepatan klasifikasi sentimen berdasarkan konteks dan makna komentar.

Komentar dikelompokkan ke dalam tiga kelas sentimen, yaitu:

- 1 (Positif): Komentar yang mendukung kebijakan redenominasi atau menilai kebijakan tersebut memiliki dampak positif.
- 1 (Negatif): Komentar yang menolak atau menunjukkan kekhawatiran terhadap redenominasi, seperti potensi inflasi atau anggapan bahwa kebijakan tersebut menyerupai sanering.
- 0 (Netral): Komentar berupa pertanyaan, kutipan berita, atau informasi umum yang tidak menunjukkan kecenderungan opini tersebut.

Penggunaan nilai -1,0, dan 1 bertujuan untuk mempermudah proses komputasi dalam klasifikasi sentimen. Pelabelan ini berfungsi sebagai kelas target dalam proses pelatihan model klasifikasi.

2.4 Pembagian Data dan Ekstraksi Fitur

Dataset yang telah diberi label kemudian dibagi menjadi dua bagian menggunakan metode train-test split dengan proporsi 80% data training dan 20% data testing. Selanjutnya, dilakukan proses ekstraksi fitur untuk mengubah data teks menjadi bentuk numerik yang dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. Dua pendekatan ekstraksi fitur digunakan dalam penelitian ini yaitu:

1. TF-IDF Vectorizer, yang digunakan untuk algoritma klasifikasi tradisional seperti *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine*, *K-Nearest Neighbor*, *Decision Tree*, dan *Multilayer Perceptron*.
2. *Tokenization* dan *Padding*, yang diterapkan khusus untuk model *Deep Learning* seperti *Long Short-Term Memory*. Panjang maksimum setiap komentar dibatasi hingga 100 kata (*max_length = 100*) untuk menjaga konsistensi input model.

2.5 Implementasi Enam Algoritma Klasifikasi

Tahap inti penelitian adalah proses pelatihan dan pengujian enam algoritma klasifikasi sentimen dengan tujuan untuk membandingkan kinerja masing-masing model. Algoritma yang digunakan meliputi:

1. *Naïve Bayes* (Multinomial NB), merupakan algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang sederhana namun efektif, khususnya dalam analisis sentimen. Keunggulan utama algoritma ini terletak pada asumsi independensi antar fitur, sehingga proses perhitungan menjadi lebih cepat dan efisien [17].
2. *Decision Tree*, yaitu algoritma yang bekerja dengan membagi data berdasarkan atribut tertentu secara beratahap sampai diperoleh keputusan akhir. Keunggulan tertelak pada kemampuannya yang dapat menghasilkan aturan keputusan yang sederhana dan mudah dipahami [18].
3. *K-Neareset Neighbor* (KNN), merupakan algoritma klasifikasi supervised learning yang menentukan kelas suatu data berdasarkan kedekatannya dengan data lain pada data training [19].
4. *Support Vector Machine* (SVM), merupakan algoritma klasifikasi yang bekerja dengan membentuk batas pemisah optimal untuk membedakan data ke dalam kelas-kelas tertentu [17].
5. *Multilayer Perceptron* (MLP), merupakan algoritma klasifikasi model jaringan saraf tiruan yang digunakan untuk menyelesaikan masalah klasifikasi [20].
6. *Deep Learning* berbasis *Long Short-Term Memory* (LSTM), merupakan jenis jaringan saraf yang dirancang untuk memahami data berurutan dengan lebih baik. LSTM mampu menyimpan informasi penting dalam jangka panjang melalui mekanisme pengaturan aliran data, sehingga dapat mengabaikan informasi yang tidak relevan [21].

Seluruh algoritma dilatih menggunakan dataset yang sama agar perbandingan performa dapat dilakukan secara objektif.

2.6 Evaluasi Hasil

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan dua metrik utama, yaitu *Accuracy* dan *Weighted F1-Score*. *Accuracy* digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan klasifikasi secara keseluruhan, sedangkan *F1-Score* digunakan untuk menilai keseimbangan antara *precision* dan *recall*, terutama pada data yang memiliki distribusi kelas tidak seimbang. Hasil evaluasi dari masing-masing algoritma kemudian divisualisasikan dalam bentuk grafik batang untuk memudahkan analisis dan identifikasi model dengan performa terbaik.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Dataset Komentar TikTok

Data dalam penelitian ini diperoleh dari komentar pengguna media sosial TikTok yang membahas isu redenominasi Rupiah. Pengumpulan data dilakukan dengan bantuan bahasa pemrograman *Python* menggunakan *library apify-client* melalui layanan TikTok Scraper. Data komentar dikumpulkan dalam rentang waktu November 2024 hingga November 2025, yaitu pada periode ketika isu redenominasi Rupiah cukup banyak diperbincangkan oleh masyarakat TikTok. Pada proses pengambilan data, terkumpul sebanyak 552 komentar. Namun, tidak semua komentar tersebut bisa digunakan karena terdapat beberapa data mengandung informasi tidak relevan dengan topik penelitian, data kosong, serta komentar yang terdeteksi duplikat. Setelah melalui tahap seleksi dan pembersihan data, diperoleh sebanyak 537 komentar yang dinyatakan layak dan digunakan sebagai dataset penelitian. Seluruh data yang telah diseleksi kemudian disimpan dalam format CSV (*Excel*) untuk memudahkan proses pengelolaan dan analisis data tahap selanjutnya. Adapun beberapa contoh data komentar yang digunakan dalam penelitian ini dapat disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset Komentar TikTok

No	Username	Komentar	Tanggal
1	biargagaptekid	Pemerintah mau hapus 3 nol rupiah, takut harga naik 🙄	2025-03-04
2	windy.wong6	Redenominasi bagus asal tidak seperti sanering	2025-03-04
3	sanzz3140	Kalau ini jadi, ekonomi bisa kacau	2025-11-07
4	sanzz3140	Ini cuma wacana atau bakal beneran?	2025-11-07
5	shitndah30	Redenominasi bikin rakyat makin susah	2025-11-04

3.2 Hasil Pra-pemrosesan Data

Tahapan preprocessing yang diterapkan meliputi pembersihan teks (*cleansing*), pengubahan huruf menjadi bentuk kecil (*case folding*), pemisahan kata (*tokenisasi*), penghapusan kata umum yang tidak bermakna (*stopword removal*), serta proses stemming untuk mengubah kata ke bentuk dasarnya menggunakan *library* Sastrawi. Hasil dari proses ini berupa teks yang lebih ringkas dan relevan terhadap makna sentimen. Contoh perubahan teks sebelum dan sesudah preprocessing ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Preprocessing

No	Review Text	Cleansing	Case Folding	Tokenizing	Stopword Removal	Stemming
1	Pemerintah mau hapus 3 nol rupiah, takut harga naik 🙄	Pemerintah mau hapus nol rupiah takut harga naik	pemerintah mau hapus nol rupiah takut harga naik	['pemerintah', 'mau', 'hapus', 'nol', 'rupiah', 'takut', 'harga', 'naik']	['hapus', 'nol', 'rupiah', 'harga', 'naik']	hapus nol rupiah takut harga naik
2	Redenominasi bagus asal tidak seperti sanering	Redenominasi bagus asal tidak seperti sanering	redenominasi bagus asal tidak seperti sanering	['redenominasi', 'bagus', 'asal', 'tidak', 'seperti', 'sanering']	['redenominasi', 'bagus', 'sanering']	redenominasi bagus sanering
3	Kalau ini jadi, ekonomi bisa kacau	Kalau ini jadi ekonomi bisa kacau	kalau ini jadi ekonomi bakal kacau	['kalau', 'ini', 'jadi', 'ekonomi', 'bakal', 'kacau']	['ekonomi', 'kacau']	ekonomi kacau
4	Ini cuma wacana atau bakal beneran?	ini cuma wacana atau bakal beneran	ini cuma wacana atau bakal beneran	['ini', 'cuma', 'wacana', 'atau', 'bakal', 'beneran']	['wacana', 'beneran']	wacana beneran
5	Redenominasi bikin rakyat makin susah	redenominasi bikin rakyat makin susah	redenominasi bikin rakyat makin susah	['redenominasi', 'bikin', 'rakyat', 'makin', 'susah']	['redenominasi', 'rakyat', 'susah']	redenominasi rakyat susah

3.3 Pelabelan Data

Selanjutnya yaitu tahap pelabelan data sentimen menggunakan metode *Inset Lexicon*. Pada tahap ini, setiap komentar dianalisis untuk menentukan nilai polaritas sentimen (*sentiment_score*) berdasarkan kata-kata yang terkandung di dalamnya. Nilai polaritas yang diperoleh kemudian digunakan untuk mengelompokkan komentar ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu Positif, Negatif, dan Netral. Komentar dengan nilai *sentiment_score* positif diberi label Positif. Sementara itu, komentar yang memiliki *sentiment_score* negatif diberi label Negatif, dan komentar nilai *sentiment_score* nol atau tidak memiliki indikasi sentimen yang jelas diklasifikasikan sebagai Netral. Berdasarkan hasil pelabelan terhadap seluruh data komentar dalam dataset, dapat diperoleh bahwa mayoritas komentar menunjukkan sentimen Positif, dengan persentase sebesar 78,48%. Selanjutnya, 13,22% komentar tergolong Netral, sedangkan 8,38% sisanya termasuk dalam kategori Negatif. Beberapa ringkasan pelabelan sentimen ini disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pelabelan

No	Review Text	Stemming	Sentiment Score	Label Sentimen
1	Pemerintah mau hapus 3 nol rupiah, takut harga naik 😞	hapus nol rupiah takut harga naik	-1	Negatif
2	Redenominasi bagus asal tidak seperti sanering	redenominasi bagus sanering	1	Positif
3	Kalau ini jadi, ekonomi bisa kacau	ekonomi bisa kacau	-1	Negatif
4	Ini cuma wacana atau bakal beneran	wacana beneran	0	Netral
5	Redenominasi bikin rakyat makin susah	redenominasi rakyat susah	-1	Negatif

3.4 Pembagian Dataset

Setelah data melalui tahap preprocessing dan pelabelan sentimen, dataset kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training dan data testing. Pembagian dataset dilakukan dengan menggunakan perbandingan 80% data training dan 20% data testing. Pada penelitian ini, data training dimanfaatkan untuk melatih model klasifikasi sentimen agar mampu mempelajari pola dan karakteristik data secara optimal. Sedangkan data testing digunakan untuk menguji performa model terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Dari total 537 komentar yang digunakan, terdapat sebanyak 429 data yang digunakan sebagai data training sedangkan 108 data sisanya digunakan sebagai data testing. Pembagian ini diharapkan dapat menghasilkan model yang tidak hanya akurat pada data penelitian, tetapi juga mampu melakukan generalisasi dengan baik pada data baru.

3.5 Klasifikasi dan Evaluasi

Pada tahap klasifikasi, data komentar yang telah melalui proses *preprocessing* dan pelabelan sentimen kemudian dianalisis menggunakan enam algoritma klasifikasi, yaitu *Naïve Bayes*, *Decision Tree*, *Neural Multilayer Perceptron* (MLP), *K-Nearest Neighbors* (KNN), *Support Vector Machine* (SVM), serta metode *Deep Learning* berbasis *Long Short-Term Memory* (LSTM). Sebelum proses klasifikasi dilakukan, data teks diubah terlebih dahulu ke dalam bentuk numerik menggunakan metode TF-IDF agar dapat diproses oleh masing-masing algoritma. Hasil evaluasi kinerja setiap model algoritma ditampilkan pada Gambar 2.

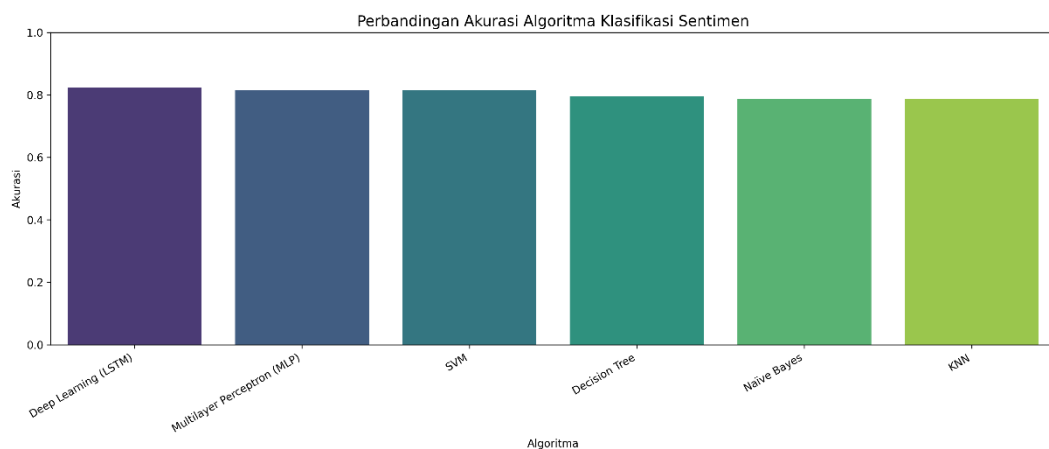
--- Ringkasan Hasil Perbandingan Model ---		
	Accuracy	F1-Score
Deep Learning (LSTM)	0.833333	0.797073
Multilayer Perceptron (MLP)	0.814815	0.765350
SVM	0.814815	0.753265
Decision Tree	0.796296	0.768475
Naïve Bayes	0.787037	0.693245
KNN	0.787037	0.693245

Gambar 2. Hasil Klasifikasi

Berdasarkan hasil pengujian tersebut, terlihat bahwa *Long Short-Term Memory* (LSTM) mampu mencapai tingkat akurasi tertinggi sebesar 83,33% serta nilai F1-Score sebesar 0,7971, yang mencerminkan kemampuan model dalam mencerminkan kemampuan model mengklasifikasikan sentimen secara lebih seimbang pada setiap kelas. Model MLP dan SVM juga menunjukkan kinerja yang cukup baik dengan masing-masing sebesar 81,48%, meskipun nilai F1-Score yang diperoleh masih dibawah LSTM. Sementara itu, Decision Tree memperoleh tingkat akurasi sebesar 79,63%, sedangkan *Naïve Bayes* dan KNN menghasilkan akurasi yang sama, yaitu 78,70%, dengan F1-Score yang relatif lebih rendah. Perbedaan ini mengindikasikan bahwa meskipun selisih akurasi antar model tidak terlalu besar, kemampuan dalam mengklasifikasikan sentimen secara merata tetap berbeda pada setiap algoritma.

3.6 Visualisasi

Untuk mempermudah pemahaman terhadap hasil klasifikasi, dilakukan visualisasi dalam bentuk diagram batang yang menampilkan perbandingan akurasi dari setiap algoritma klasifikasi, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3. Visualisasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang lebih jelas dan mudah dipahami mengenai perbedaan performa antar model.



Gambar 3. Visualisasi Sentimen

Berdasarkan grafik yang ditampilkan, terlihat bahwa algoritma berbasis *Neural Network* dan *Deep Learning*, khususnya LSTM, cenderung memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan algoritma konvensional seperti *Naïve Bayes* dan KNN. Penyajian visual ini membantu dalam proses interpretasi hasil evaluasi serta mendukung penentuan model yang paling optimal untuk diterapkan dalam analisis sentimen penelitian ini.

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis sentimen menggunakan enam metode algoritma yang telah dilakukan, beberapa simpulan yang dapat diambil dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Penelitian ini membuktikan bahwa analisis sentimen berbasis *machine learning* dan *deep learning* dapat dimanfaatkan untuk memahami kecenderungan opini masyarakat terhadap isu redenominasi Rupiah melalui komentar pada media sosial TikTok.
2. Tahapan pengolahan data, khususnya *preprocessing* dan pelabelan sentimen, memiliki peran penting dalam meningkatkan kualitas data sehingga hasil klasifikasi yang diperoleh menjadi lebih akurat dan dapat diandalkan.
3. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *Deep Learning* berbasis LSTM memberikan performa terbaik, dengan tingkat akurasi tertinggi dan nilai F1-Score yang paling seimbang dibandingkan model lainnya.
4. Keunggulan dari penelitian ini terletak pada penggunaan serta perbandingan beberapa algoritma klasifikasi, sehingga mampu memberikan gambaran yang lebih menyeluruh mengenai karakteristik dan performa masing-masing model. Namun begitu, penelitian ini masih memiliki keterbatasan terutama pada distribusi data sentimen yang belum sepenuhnya merata.
5. Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa analisis sentimen memiliki potensi untuk dikembangkan lebih lanjut sebagai sarana dalam memahami respons publik terhadap kebijakan ekonomi secara berkelanjutan di masa mendatang.

5. SARAN

Sebagai tindak lanjut dari keterbatasan yang masih ada dalam penelitian ini, berikut beberapa saran untuk penelitian selanjutnya disampaikan sebagai berikut:

1. Penelitian berikutnya diharapkan dapat menggunakan jumlah data yang lebih besar dengan distribusi kelas yang lebih seimbang agar hasil analisis menjadi lebih representatif.
2. Pengembangan selanjutnya dapat diarahkan pada proses optimasi parameter dan seleksi fitur untuk meningkatkan kinerja model dalam mengklasifikasi sentimen secara lebih konsisten.
3. Penelitian lanjutan dapat mempertimbangkan penerapan sistem analisis sentimen secara *real-time* guna memantau perubahan opini masyarakat terkait kebijakan publik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] O. Mailani, I. Nuraeni, S. A. Syakila, J. Lazuardi, dan P. I. Komunikasi, “Bahasa Sebagai Alat Komunikasi Dalam Kehidupan Manusia,” Online. [Daring]. Tersedia pada: www.plus62.isha.or.id/index.php/kampret
- [2] A. A. A. Diane Rineke Kaunang, “Transformasi Pola Komunikasi Pegawai Dalam Pelayanan Kesehatan Publik Di Era Digital: Studi Sosiokultural,” *Jurnal Mitra Sehat*, vol. 15, Nomor 3, hlm. 1–16, Agu 2025.
- [3] F. Koestiono, A. P. Hapsari, R. Permadi, M. Muchlis, dan D. Metalia, “Pengaruh Media Sosial terhadap Pembentukan Opini Publik Tentang Hukum,” *Politik dan Humaniora*, vol. 6, no. 1, hlm. 1–11, 2026, [Daring]. Tersedia pada: <https://penerbitadm.pubmedia.id/index.php/iso>
- [4] D. Atika Parapat dan A. Anas Azhar, “Volume 2 ; Nomor 10,” *Oktober*, hlm. 46–56, 2024, doi: 10.59435/gjmi.v2i10.943.
- [5] R. Talita Trista dan E. Tri Asmoro, “Analisis Sentimen dalam Data Big Data (Studi Kasus pada Media Sosial),” *Journal of Multidisciplinary Inquiry in Science Technology and Educational Research*, vol. 2, no. 1, 2025, doi: 10.32672/mister.v2i1.2518.
- [6] M. Al-Shalih *dkk.*, “Membangun Kesadaran Mata Uang Nasional : Sosialisasi Rupiah Pada Anak-Anak di Desa Manyang Kecamatan Meurah Mulia Article History,” vol. 2, no. 1, 2024, doi: 10.52490/malikshalih.v3i1.2884.
- [7] W. Silalahi Dan W. Go, “Reset Keuangan Negara Ala Cowboy: Analisa Yuridis Restrukturisasi Fiskal Dan Wacana Redenominasi Rupiah,” 2025. [Daring]. Tersedia Pada: <https://www.idnfinancials.com/news/57122/Purbaya-Yudhi-Sadewa-From-Itb-Became->
- [8] C. Ekajaya, S. Syahbudi, B. Bustami, dan H. Safri, “Persepsi Masyarakat Kota Pontianak Terhadap Wacana Redenominasi Rupiah Di Indonesia (Studi Kasus Pelaku UMKM Di Kota Pontianak),” *Jurnal Ekonomika Dan Bisnis (JEBS)*, vol. 4, no. 6, hlm. 1600–1608, Okt 2024, doi: 10.47233/jebbs.v4i6.2173.
- [9] G. Prima Ertansyah, R. Tri, C. Kusuma, dan A. A. Sari, “Analisis Sentimen Pada Media Sosial Menggunakan Teknik Natural Language Processing,” *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Bisnis (SENATIB)*, hlm. 2025.
- [10] E. L. Utari Dan S. H. Wibowo, “Analisis Komparatif Algoritma Svm Naive Bayes Dan Lstm Pada Sentimen Komentar Lagu Labour,” *Jurnal Informatika Teknologi Dan Sains*.
- [11] A. Okta, K. Adi, F. Prayoganing Gusti, dan F. Wijaya, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Mobile Legends Pada Google Playstore Menggunakan Naïve Bayes,” 2025.
- [12] J. Supriyanto, D. Alita, dan A. R. Isnain, “Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) Untuk Analisis Sentimen Publik Terhadap Pembelajaran Daring,” *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 4, no. 1, hlm. 74–80, Mar 2023, doi: 10.33365/jatika.v4i1.2468.
- [13] A. D. Sugiarto, M. S. Utomo, J. Raya, T. Lomba Juang, Dan I. Semarang, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Bca Mobile Di Google Play Store Menggunakan Metode Decision Tree,” 2025.
- [14] D. Franciska Mey Dina, T. Haryanti, Dan M. Amirul Haq, “Analisis Sentimen Terhadap Komentar Pada Media Sosial Tiktok Yang Berpotensi Menyebabkan Depresi Menggunakan Metode Naive Bayes,” 2025.
- [15] Muhammad Rizki Syafapri, Elin Haerani, Iwan Iskandar, dan Liza Afriyanti, “Klasifikasi sentimen terhadap larangan pernikahan beda agama menggunakan metode Naive Bayes Classifier,” *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 5, no. 1, hlm. 10–18, Apr 2024, doi: 10.37859/coscitech.v5i1.6889.
- [16] R. Afif dan K. Nugroho, “Analisis Sentimen dan Prediksi Ulasan Pada Aplikasi Info BMKG”.
- [17] R. Pasaribu, I. A. Gde, S. Putra, U. J. Raya, dan K. Unud, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi dengan Multinomial Naïve Bayes, Logistic Regression, dan SVM,” *JNATIA*, vol. 4, no. 1, 2025.

-
- [18] A. Tazidan OctaN *dkk.*, “Algoritma Decision Tree Untuk Analisis Sentimen Public Terhadap Marketplace Di Indonesia,” vol. 05, 2023.
- [19] J. Supriyanto, D. Alita, dan A. R. Isnain, “Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) Untuk Analisis Sentimen Publik Terhadap Pembelajaran Daring,” *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 4, no. 1, hlm. 74–80, Mar 2023, doi: 10.33365/jatika.v4i1.2468.
- [20] A. Arasy, S. Agustian, L. Handayani, dan I. Iskandar, “Klasifikasi Sentimen Menggunakan Metode Multilayer Perceptron dengan Fitur TF-IDF,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 5, no. 3, hlm. 908–919, Jun 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i3.2052.
- [21] Z. Sitorus, M. Iqbal, D. Nasution, dan R. Farta Wijaya, “Penerapan Deep Learning dan Analisis Sentimen terhadap Gap Kompetensi Lulusan Lembaga Pendidikan dan Pelatihan Vokasi terhadap Dunia Kerja dengan Metode Long Short-Term Memory (LSTM),” *Bulletin of Information Technology (BIT)*, vol. 6, no. 2, hlm. 161–172, 2025, doi: 10.47065/bit.v5i2.2029.