

Analisis Sentimen untuk Prediksi Inflasi Rupiah 2025 dengan VADER dan LSTM

Mohammad Habib Ramadhan
Fakultas Informatika, Universitas
Telkom, Bandung
mhabibr@students.telkomuniversity.ac.id

Yuliant Sibaron
Fakultas Informatika, Universitas
Telkom, Bandung
yuliant@telkomuniversity.ac.id

Sri Suryani Prasetyowati
Fakultas Informatika, Universitas
Telkom, Bandung
srisuryani@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Ketidakstabilan nilai Rupiah dan ancaman inflasi adalah masalah ekonomi yang terus ada. Berita dan pertanda yang terlambat atau terlewat mengakibatkan kepanikan ekonomi bagi semua masyarakat. Penelitian ini bertujuan untuk mencari korelasi, pengaruh dan memprediksi nilai Rupiah dengan sentimen postingan media sosial. Dataset sentimen didapatkan dari crawling postingan media sosial X dengan kata kunci “rupiah menguat”, “rupiah melemah” pada periode Januari sampai Juni 2025 dan diperoleh 7550 postingan. Data Rupiah diperoleh dari website Bank Indonesia menggunakan data periode Januari sampai Agustus 2025. VADER sebagai referensi nilai sentimen berdasarkan compound skor dari postingan sosial media. LSTM dilatih dua kali, hanya dengan nilai historis Rupiah dan tambahan sentimen, akan memprediksi nilai Rupiah, hasil berupa selisih dua pelatihan dengan nilai aktual Rupiah dan perbandingan peningkatan antara dua latihan sebelumnya. Hasil menunjukkan adanya korelasi serta pengaruh sentimen sosial media terhadap inflasi Rupiah. Ditunjukkannya dengan mean sentimen dan compound skor yang memiliki korelasi cukup kuat berlawanan terhadap variabel nilai Rupiah walau menunjukkan korelasi lemah positif terhadap arah Rupiah, total post yang berkorelasi positif terhadap nilai Rupiah, dan peningkatan yang tinggi untuk model LSTM yang dilatih menggunakan sentimen, membuktikan penerapan VADER untuk menilai sentimen postingan sosial media sebagai arah/sinyal adanya perubahan nilai dan prediksi inflasi Rupiah.

Kata kunci: analisis sentimen, LSTM, prediksi inflasi, rupiah, VADER

Abstract

The instability of the rupiah and the threat of inflation are ongoing economic problems. Late or missed news and signs cause economic panic for all communities. This study aims to find correlations, influences, and predict the value of the rupiah with social media post sentiment. The sentiment dataset was obtained from crawling social media posts on X with the keywords “rupiah strengthening” and “rupiah weakening” from January to June 2025, yielding 7,550 posts. Rupiah data was obtained from the Bank Indonesia website using data from January to August 2025. VADER was used as a reference for sentiment values based on the compound score of social media posts. LSTM was trained twice, only with historical Rupiah values and additional sentiment, to predict the value of the Rupiah. The results were the difference between the two trainings and the actual Rupiah value and a comparison of the increase between the

two previous trainings. The results showed a correlation and the influence of social media sentiment on Rupiah inflation. This is demonstrated by the mean sentiment and compound score, which have a fairly strong negative correlation with the Rupiah value variable, even though they show a weak positive correlation with the direction of the Rupiah, the total posts that are positively correlated with the Rupiah value, and the high increase for the LSTM model trained using sentiment, proving the application of VADER to assess the sentiment of social media posts as a direction/signal of value changes and inflation predictions.

Keywords: sentiment analysis, LSTM, inflation prediction, rupiah, VADER

1. Pendahuluan

Latar Belakang

Masalah analisis sentimen didefinisikan sebagai analisis komputer yang terkait dengan teks, masalah ini dapat dianggap sebagai analog bahasa alami, dalam menganalisis teks untuk menyimpulkan kesukaan, ketidaksukaan, dan emosi pengguna [1]. Tujuan analisis sentimen seperti ekstraksi opini secara otomatis, efisien dan cepat dari sebuah teks memiliki kesulitan tersendiri seperti jumlah data teks yang banyak, seperti postingan sosial media [2].

Keterkaitan antara sentimen analisis, ekonomi/finansial, pada media sosial juga sempat diteliti, pada penelitian [3] saat terjadinya COVID-2019, dengan menggunakan CNN dan LSTM untuk klasifikasi sentimen. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi model dapat berkinerja lebih baik dibandingkan model individu, dengan skor akurasi signifikan 0,94 dan 0,93 untuk pasar kripto dan finansial.

VADER atau (*Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner*) dapat menghitung sentimen teks menggunakan kumpulan fitur leksikal seperti kata-kata yang dikategorikan sebagai positif atau negatif berdasarkan orientasi semantiknya. VADER dapat ditingkatkan dengan adanya tambahan implementasi metode lainnya, seperti pada penelitian [4], VADER, dengan tambahan algoritma SVM (*Support Vector Machine*) dan TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) berhasil meningkatkan nilai akurasi dari 86% menjadi 88,57%.

LSTM atau *Long Short-Term Memory*, merupakan metode yang sudah beberapa kali digunakan dalam penelitian pada prediksi terkait ekonomi. yang memiliki hubungan dengan hasil analisis sentimen itu sendiri, seperti pada penelitian [5], LSTM digunakan dengan beberapa metode lainnya, salah satunya dengan VADER untuk memprediksi harga aset keuangan di masa depan, disebutkan juga dalam penelitiannya bahwa

pendekatan yang menjanjikan adalah menggabungkan harga historis dengan skor sentimen yang diperoleh melalui teknik analisis sentimen.

Penelitian ini dilakukan sebagai pengembangan dan pendalaman yang mengkaji korelasi antara sentimen media sosial dan pergerakan nilai Rupiah. Penelitian terdahulu umumnya menunjukkan sentimen publik memiliki keterkaitan dengan dinamika nilai suatu ekonomi, tetapi masih terdapat perbedaan hasil terkait arah, dan konsistensi pengaruh sentimen terhadap perubahan nilai Rupiah. Penelitian ini juga menggabungkan analisis sentimen media sosial dari manual *labelling* dan skor *compound* VADER dengan model LSTM prediksi time series mingguan, serta melakukan perbandingan performa antara model yang hanya menggunakan data historis nilai Rupiah dan model yang menerapkan variabel sentimen. Dengan pendekatan ini, selain penelitian ini menguji keberadaan hubungan sentimen terhadap nilai Rupiah, tetapi juga mengevaluasi pengaruh sentimen dalam meningkatkan kualitas prediksi pada periode tertentu.

Topik dan Batasannya

- Bagaimana pengaruh sentimen terhadap inflasi dan nilai Rupiah?
- Apakah sentimen dari postingan media sosial dapat membantu memprediksi inflasi nilai Rupiah?
- Apa korelasi sentimen media sosial dengan inflasi dan nilai Rupiah?

Analisis sentimen akan dilakukan dengan dataset yaitu postingan sosial media X berbahasa Indonesia yang berfokus pada kata kunci 'rupiah menguat', 'rupiah melemah', dalam jangka waktu Januari – Juni 2025.

Tujuan

Tujuan penelitian ini adalah untuk menganalisis keterkaitan antara sentimen postingan media sosial dan aspek seperti jumlah postingan dengan pergerakan nilai Rupiah, guna memahami peran sentimen publik dalam naik turunnya nilai Rupiah. Identifikasi hubungan sentimen media sosial terhadap nilai Rupiah, baik secara langsung maupun sebagai sinyal akan terjadinya perubahan nilai Rupiah dalam periode tertentu. Evaluasi peran sentimen media sosial sebagai variabel tambahan dalam model prediksi nilai Rupiah berbasis LSTM, dengan membandingkan performa prediksi model yang menggunakan sentimen dan model yang hanya menggunakan data historis nilai Rupiah.

2. Studi Terkait

Penelitian [3] melakukan analisis sentimen postingan Twitter yang berkaitan dengan pasar keuangan dan kripto selama periode pandemi COVID-19. Penelitian tersebut mengusulkan metodologi model *hybrid* CNN-LSTM untuk klasifikasi sentimen. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa pendekatan *deep learning*, khususnya kombinasi CNN dan LSTM, mengungguli metode *machine learning* konvensional, dengan capaian nilai F1-score dan akurasi yang tinggi pada data sentimen pasar kripto dan keuangan. Selain itu, penelitian tersebut juga melakukan ekstraksi topik untuk mengidentifikasi isu utama yang dibahas dalam postingan Twitter, serta mengaitkannya dengan polaritas sentimen. Penelitian tersebut berfokus pada analisis sentimen dan evaluasi performa klasifikasi, serta dampak COVID-19

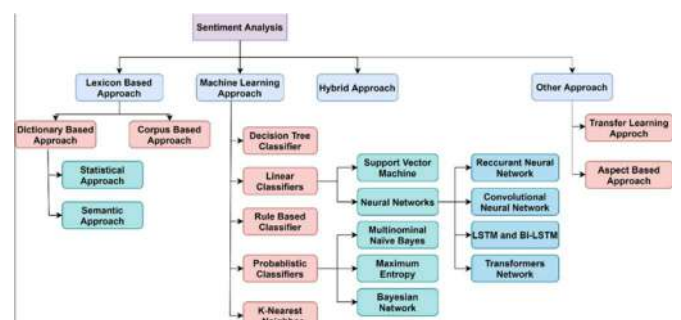
terhadap nilai pasar secara deskriptif. Penelitian tersebut belum mengintegrasikan sentimen ke dalam model prediksi *time series* nilai ekonomi tertentu, maupun mengevaluasi kontribusi sentimen sebagai variabel tambahan dalam proses prediksi. Oleh karena itu, penelitian ini mengambil posisi untuk melanjutkan dan melengkapi penelitian sebelumnya dalam lingkup yang berbeda, dengan mengintegrasikan sentimen media sosial ke dalam model prediksi nilai Rupiah berbasis *time series*, sehingga sentimen tidak hanya dianalisis sebagai fenomena opini publik, tetapi juga dievaluasi kontribusinya dalam meningkatkan kualitas prediksi nilai Rupiah pada periode tertentu.

Crawling data adalah proses pengambilan data digital dari sumber tertentu, untuk penelitian ini yaitu dari sosial media X. *Crawling* dilakukan melalui penggunaan antarmuka pemrograman (API) atau *web scraping* yang memungkinkan untuk mengumpulkan teks, tagar, dan metadata dari postingan pengguna sesuai target atau periode yang diinginkan, pada penelitian ini yaitu postingan sosial media X periode Januari sampai Juni 2025 dengan *keyword* “rupiah menguat”, “rupiah melemah”, *keyword* menjadi target karena relevan terkait inflasi atau naik turunnya Rupiah [6].

Analisis sentimen dikenal sebagai *opinion mining* atau emosi kecerdasan buatan dan mengacu pada pemanfaatan pemrosesan bahasa alami (NLP), penambangan teks, dan komputasi linguistik secara metodis mengenali, mengekstraksi, mengevaluasi, dan memeriksa keadaan emosional dan informasi yang bersifat subjektif [7]. Dengan maraknya sosial media banyak sekali postingan berupa teks, identifikasi pemikiran dan opini dari teks ini dikenal juga sebagai *opinion mining* atau analisis sentimen [8].

Analisis sentimen menggunakan metode matematika dan informasi tekstual untuk menentukan apakah teks yang disajikan positif atau negatif. Selanjutnya, teks dapat dianalisis dengan cara lain: menentukan apakah teks tersebut positif atau negatif dan menentukan suasana hati atau konteks emosi teks itu sendiri. Penerapan pemrosesan bahasa alami ini memungkinkan adanya otomatisasi pada berbagai proses dan meningkatkan kecepatan analisis data. Bahkan dengan jumlah data yang sangat besar, dimungkinkan untuk menentukan apakah teks yang dianalisis bernilai positif, negatif atau netral [9].

Metodologi dalam analisis sentimen memiliki beberapa macam, tiga pendekatan yang paling sering digunakan untuk analisis sentimen adalah pendekatan berbasis leksikon (*lexicon based approach*), pendekatan pembelajaran mesin (*machine learning approach*), dan pendekatan hibrida (*hybrid approach*). Selain itu, para peneliti terus berusaha mencari cara yang lebih baik untuk menyelesaikan tugas dengan akurasi yang lebih baik dan biaya komputasi yang lebih rendah [10].



GAMBAR 1

Bagan Pendekatan Metodologi pada Analisis Sentimen

Dari beberapa pendekatan metodologi pada gambar 1, diawali dengan pendekatan berbasis leksikon skor diberikan kepada token seperti +1, 0, -1 untuk positif, netral, negatif. Teknik berbasis leksikon sangat memungkinkan untuk analisis sentimen pada tingkat kalimat dan fitur. Karena tidak ada data pelatihan yang diperlukan, teknik ini dapat dianggap sebagai kategori *unsupervised learning*. Pendekatan *machine learning* menggunakan faktor sintaksis dan/atau linguistik untuk menangani klasifikasi sentimen sebagai masalah klasifikasi teks standar dengan menggunakan faktor sintaksis, linguistik atau keduanya. Model kategorisasi mengaitkan fitur-fitur yang mendasarinya dengan salah satunya yaitu label. Pendekatan pembelajaran mesin dapat digunakan untuk mengkategorikan sentimen. Pendekatan *hybrid* menggabungkan pembelajaran mesin dan pendekatan berbasis leksikon, dengan leksikon sentimen memainkan peran penting dalam sebagian besar sistem [10].

Manual *labelling* sentimen merupakan proses pelabelan kelas sentimen secara langsung oleh manusia terhadap setiap teks, untuk penelitian ini postingan sosial media, untuk menunjukkan apakah suatu teks mengandung sentimen positif, negatif, atau netral. Proses ini menjadi dasar pelatihan dan evaluasi algoritma analisis sentimen. Dalam konteks ini, manual label berarti penilaian manusia yang mempertimbangkan konteks linguistik, dan ekspresi emosional yang mungkin tidak tertangkap oleh algoritma otomatis.

VADER, atau yang dikenal juga dengan lengkap yaitu *Valence Aware Dictionary for sEntiment Reasoning* adalah model berbasis aturan sederhana untuk analisis sentimen umum, VADER akan mengklasifikasikan analisis sentimen ke dalam tiga langkah: subjektif, semantik, dan polaritas [11]. Pendekatan berbasis aturan sederhana dari VADER setara dengan *benchmark* yang canggih. Namun, jika dibandingkan dengan teknik pembelajaran mesin yang canggih, kesederhanaan VADER memiliki beberapa keunggulan, salah satunya ialah VADER cepat dan efisien secara komputasi tanpa mengorbankan akurasi [12].

VADER biasanya digunakan sebagai model analisis sentimen karena dapat mengukur emosi dari data. Dalam menentukan polaritas kalimat, komponen pada setiap kata diberi kriteria positif, negatif, atau netral [13]. VADER juga mempertimbangkan intensitas emosi dengan menggunakan *intensifier* dan dampak dari tanda baca seperti tanda seru. Selain itu, VADER mampu menangani bahasa informal, *slang*, dan emotikon, membuatnya sangat cocok untuk analisis sentimen di media sosial dan platform *online* lainnya [14]. Hasil analisis VADER sering kali digunakan untuk memahami opini publik terhadap produk, layanan, atau topik tertentu, serta untuk mendukung keputusan bisnis berbasis data.

Pada penelitian [15] menunjukkan bahwa leksikon VADER yang hanya mempertimbangkan polaritas kamus dapat ditingkatkan dengan mengusulkan model berbasis leksikon IVADER untuk analisis sentimen multi-domain. Teknik klasifikasi dari model yang diusulkan memiliki dua langkah penting: kamus berbasis leksikon VADER berbasis domain yang dinamis dan klasifikasi ulasan berdasarkan skor sentimen yang dibatasi oleh kamus VADER berbasis domain yang dinamis.

Dalam penelitian [16] juga disebutkan bahwa VADER adalah daftar fitur leksikal yang secara khusus disesuaikan untuk menemukan semantik dalam teks blog mikro. Jika sentimen benar satu-satunya hal yang direncanakan untuk dilakukan untuk teks blog mikro, dan perlu diproses dengan cepat, maka

VADER adalah pilihan yang lebih baik dengan mempertimbangkan ambang batas 0,05. VADER juga mengikuti tata bahasa dan sintaksis untuk mengekspresikan dan menekankan intensitas sentimen. VADER memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan alat analisis sentimen seperti *Text blob* dan NLTK.

VADER memiliki yang disebut *valence*, nilai numerik untuk setiap kata pada lexicon-nya dengan rentang -4 (sangat negatif) sampai +4 (sangat positif). Nilai *valence* merupakan hasil dari beberapa proses penilaian dari beberapa ahli untuk menentukan, penilaian rata-rata dan validasi empiris [12].

TABEL 1
Valence berdasarkan VADER Lexicon

Kata	valence
"I", "Rupiah", "Now", "Is", "Tomorrow",	None
"Hope"	1.9
"Strengthen"	1.4
"Value"	1.3
"Low"	-1.1
"Dangerously"	-2.0

VADER memiliki dua bentuk untuk menilai kalimat, rasio proporsi valence untuk suatu teks (pos, neu dan neg) dan *compound*. *Compound* dapat dianggap sebagai nilai gabungan yang dinormalisasi dan diberi bobot, *compound* skor dihitung dengan menjumlahkan *valence* setiap kata dari *lexicon* pada teks, disesuaikan dengan aturan dan dinormalisasikan dengan nilai dalam *range* -1 (negatif) sampai +1 (positif). Penelitian ini memakai *compound* skor sebagai nilai polaritas sentimen suatu teks.

$$compound = \frac{V}{\sqrt{V^2 + a}}$$

GAMBAR 2
Rumus Perhitungan Compound Skor

dengan: V = Total valence, a = konstanta normalisasi (default = 15).

TABEL 2
Contoh Teks dan Compound Skor-nya

Teks	Compound skor
I hope Rupiah strengthen tomorrow	0.6369
Rupiah value is dangerously low now	-0.4019

TF-IDF adalah teknik pemberian bobot kata dalam teks yang mengubah teks menjadi vektor numerik untuk dapat diproses oleh algoritma *machine learning*. Bobot TF-IDF merepresentasikan berapa pentingnya sebuah kata dalam sebuah

dokumen terhadap seluruh korpus (kumpulan dokumen). IDF akan memberikan bobot rendah pada kata yang terlalu umum di semua dokumen seperti *stopwords*, sementara menekankan kata yang hanya muncul di beberapa dokumen tertentu, membuat kelas lebih mudah dibedakan dengan tujuan mempertegas kata yang unik dalam kelas tertentu. Nilai TF-IDF efektif untuk membedakan kata yang informatif dalam klasifikasi teks sehingga model *machine learning* bisa mempelajari hubungan antara fitur teks dan label [17].

$$TF(t, d) = f_{t,d}$$

$$IDF(t) = \log \left(\frac{N}{n_t} \right)$$

$$TF-IDF(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t)$$

GAMBAR 3
Rumus TF-IDF

dengan: t = kata, d = dokumen, $f_{t,d}$ = jumlah kemunculan kata t pada dokumen d , N = total jumlah dokumen pada korpus, n_t = jumlah dokumen yang memiliki kata t .

Penggunaan metrik evaluasi akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* didasarkan pada kebutuhan untuk menilai performa model klasifikasi secara komprehensif, terutama ketika data tidak seimbang atau terdapat konsekuensi kesalahan prediksi berbeda. Akurasi mengukur proporsi prediksi benar terhadap data, presisi mengukur seberapa tepat prediksi positif dari model, *recall* mengukur kemampuan model untuk menangkap data aktual yang positif dan *F1-score* adalah rata-rata harmonik dari presisi dan *recall*.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$F1-Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

GAMBAR 4
Rumus Akurasi, Presisi, Recall dan F1-Score

dengan: TP = data positif, diprediksi positif, TN = data negatif, diprediksi negatif, FP = data negatif, diprediksi positif, FN = data positif, diprediksi negatif.

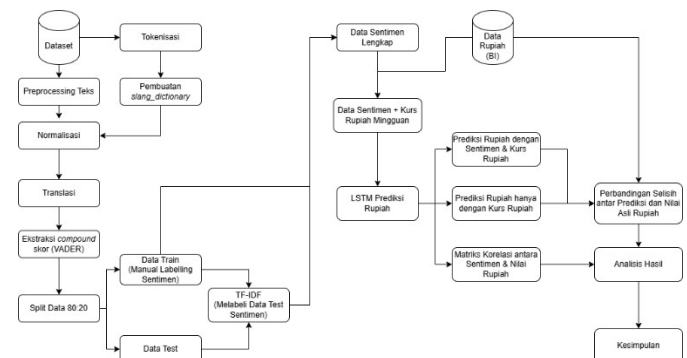
Data yang dipakai selain data postingan media sosial adalah data kurs Rupiah pada periode yang sama ditambah dua bulan untuk pembandingan nilai prediksi nantinya (Januari sampai Agustus). Data kurs Rupiah diambil dari website Bank Indonesia, data yang dipakai adalah kurs jual dengan acuan nilai terhadap USD, ini dilakukan sebagai generalisasi serta kurs jual lebih cocok digunakan untuk memperlihatkan nilai Rupiah terhadap mata uang lain. Data kurs Rupiah akan digabung dengan data sentimen dalam bentuk mingguan dengan alasan tidak selalu setiap hari ada update untuk nilai Rupiah, data kurs Rupiah juga akan dibuat menjadi statistik *mean*, *min*, *max*, dan *delta* tiap kategori statistik sebelumnya, data *mean* untuk tingkat kurs pada periode tertentu, *min* dan

max menunjukkan titik paling rendah dan tinggi pada data historis mingguan, dan *delta* untuk selisih dari tiap kategori untuk periode sebelumnya, dan menjadi acuan arah nilai Rupiah (naik/turun/stabil) [18].

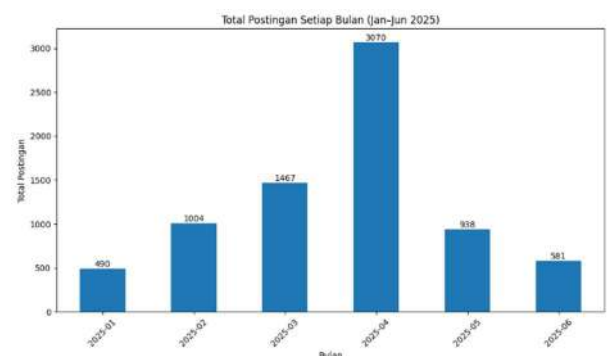
LSTM, atau yang dikenal juga sebagai *Long Short-Term Memory* digunakan terutama dalam pemrosesan data deret waktu dan pengenalan pola dalam data urutan panjang. LSTM adalah bagian dari jaringan saraf berulang (*Recurrent Neural Networks* atau RNN), yang dirancang untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* yang sering dihadapi RNN konvensional. LSTM juga digunakan sebagai metode dalam penggunaan prediksi terkait dengan ekonomi yang memiliki kaitan dengan analisis sentimen, seperti pada penelitian [19] yang menggunakan model LTSM untuk membangun model prediksi harga saham, memperlihatkan bagaimana model *hybrid* dengan sentimen mengungguli model dasar. Penelitian [20] membawakan topik prediksi terhadap tren serta harga Bitcoin dengan Twitter sentimen menggunakan metode VADER dan LSTM.

3. Perancangan Sistem

Penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem evaluasi untuk prediksi nilai Rupiah berdasarkan analisis sentimen publik dari postingan media sosial X. Dataset akan di split dengan rasio 80:20 untuk data *train* dan data *test*. Akan terdapat dua label sentimen, pelabelan sentimen secara manual pada data *train* yang juga di cek ulang oleh teman peneliti, dan sentimen hasil ekstraksi fitur VADER yaitu *compound* skor (memiliki pengukuran dalam penilaian label sentimen berdasarkan nilai *compound* skor). Hasil analisis sentimen digunakan untuk memodelkan prediksi naik atau turunnya rupiah dengan menggunakan *Long Short-Term Memory* (LSTM).



GAMBAR 5
Flowchart Perancangan Sistem



GAMBAR 6
Distribusi Total Postingan Januari sampai Juni

Dataset didapatkan dari postingan dari media sosial X yang isinya berkaitan dengan opini/pernyataan mengenai melemah ataupun menguatnya nilai mata uang Rupiah. Postingan yang diambil memiliki fokus *keyword* “rupiah menguat”, “rupiah melemah”. Dataset didapatkan dengan cara *crawling* postingan X dari jangka waktu Januari – Juni 2025 dengan jumlah total yaitu 7550 postingan.

Preprocessing teks dilakukan untuk merapihkan teks postingan dari berbagai macam *noise*, dan struktur yang berantakan. *Preprocessing* teks juga mempermudah model/algoritma untuk memahami arti dan pola dari banyaknya jenis kata dan kalimat. *Preprocessing* teks yang diimplementasikan peneliti di antaranya; *remove* angka, *link*, *mention*, *hashtag* dan menerapkan *lowercase*.

TABEL 3
Penerapan Preprocessing Teks

full_text	preprocessed_text
Rupiah Berpotensi Menguat pada Awal Tahun 2025 https://t.co/3oSMTXtvAQ	rupiah berpotensi menguat pada awal tahun
Kurs Rupiah Menguat pada Perdagangan Jumat Pagi #BNetwork https://t.co/cveI4fVMT9	kurs rupiah menguat pada perdagangan jumat pagi
@KulBiii estimasinya sekitar 350Kan kaa tapi tergantung rate yah berdoa aja semoga rupiah menguat	estimasinya sekitar kan kaa tapi tergantung suku bunga yah berdoa saja semoga rupiah menguat

Tokenisasi kali ini dilakukan hanya untuk mendeteksi dan membuat *slang_dictionary*, tidak membuat kolom data baru, tokenisasi akan memecah kalimat menjadi per satuan kata. Tahap tokenisasi dilakukan pada *full_text*, penerapan sama seperti *preprocessing* ditambah dengan penghapusan tanda baca.

TABEL 4
Penerapan Tokenisasi

full_text	tokenized_text
Rupiah Berpotensi Menguat pada Awal Tahun 2025 https://t.co/3oSMTXtvAQ	“rupiah”, “berpotensi”, “menguat”, “pada”, “awal”, “tahun”
Kurs Rupiah Menguat pada Perdagangan Jumat Pagi #BNetwork https://t.co/cveI4fVMT9	“kurs”, “rupiah”, “menguat”, “pada”, “perdagangan”, “jumat”, “pagi”
@KulBiii estimasinya sekitar	“estimasinya”,

350Kan kaa tapi tergantung rate yah berdoa aja semoga rupiah menguat	“sekitar”, “kan”, “kaa”, “tapi”, “tergantung”, “suku”, “bunga”, “ya”, “berdoa”, “saja”, “semoga”, “rupiah”, “menguat”
--	---

Slang_dictionary adalah diksi yang dibuat untuk kata nonformal atau singkatan, kata yang masuk ke *slang_dictionary* adalah kata yang setidaknya muncul 1% dari total dataset (muncul setidaknya 70 kali pada 7550 postingan yang dijadikan sebagai dataset). Alasan *slang_dictionary* diterapkan untuk penerapan normalisasi dari setiap postingan serta mencegah adanya kata yang gagal di terjemahkan ke bahasa inggris saat ekstraksi *compound* skor VADER.

TABEL 5
Lima Kata dengan Frekuensi Muncul Paling Banyak

kata nonformal/singkatan	normalisasi kata nonformal/singkatan	frekuensi kata muncul
As	amerika serikat	1727
Rp	rupiah	1417
Yang	yang	839
Ihsg	indeks harga saham gabungan	786
Usd	dolar amerika	610

Pada tahap normalisasi dilakukan *preprocessing* terhadap *full_text* lalu normalisasi dilanjutkan dengan *mapping* kata nonformal dan singkatan yang sebelumnya telah tergabung ke *slang_dictionary* dan akan menjadi kata baku yang dapat di terjemahkan. Penerjemahan dilakukan karena VADER hanya bisa diterapkan untuk mengambil sentimen dan *compound* skor pada teks berbahasa inggris.

TABEL 6
Normalisasi & Penerjemahan Teks

full_text	normalized_text	translated_text
kurs rupiah melemah efeknya sampe ke ukuran tahu bulet yg mengecil	kurs rupiah melemah efeknya sampai ke ukuran tahu bulet yang mengecil huff	The rupiah exchange rate is weakening, the effect is that the size of the tofu balls is shrinking, huff

huff		
@kithuno Lglg salah gw semuanya salah gw sekalian aja rupiah melemah juga salah GW	lglg salah saya semuanya salah saya sekalian saja rupiah melemah juga salah saya	It's my fault, everything is my fault and the weakening of the rupiah is also my fault

Setelah teks di terjemahkan ke bahasa inggris VADER baru dapat mengekstrak *compound* skor lebih akurat. VADER memiliki bobot sentimen untuk tiap kata dalam bahasa inggris, dalam satu kalimat VADER akan menghitung setiap bobot sentimen kata, tanda baca dan beberapa pertimbangan hal lainnya, setelah normalisasi VADER akan memberikan sentimen serta *compound* skor kalimat dengan jarak negatif (≤ -0.05), positif (≥ 0.05) dan netral (> -0.05 dan < 0.05).

TABEL 7
Compound Skor VADER

translated_text	compound_score
Indonesia: the economy is falling, the rupiah is weakening, crime is increasing due to economic demands.	-0.7506
Bank Indonesia: Rupiah is under control with a tendency to strengthen through	0.3182

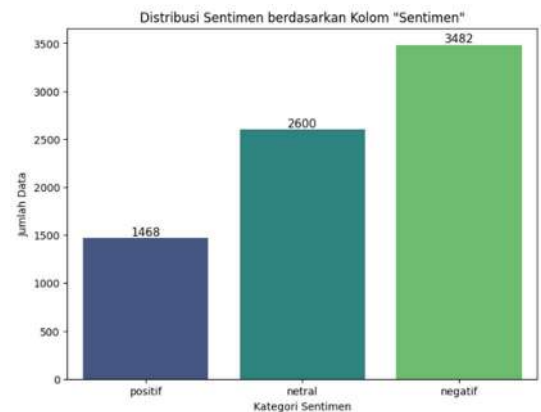
Data train selain telah memiliki *compound* skor dari VADER akan dilabeli juga untuk sentimennya secara manual. Sebagai pembandingan, hasil prediksi label sentimen data *test* akan dibandingkan dengan *compound* skor dari VADER (sebagai referensi karena VADER memiliki pengukuran dalam penilaian label sentimen berdasarkan nilai *compound* skor).

TABEL 8
Matriks Akurasi Prediksi Label Sentimen TF-IDF terhadap Sentimen Compound Skor

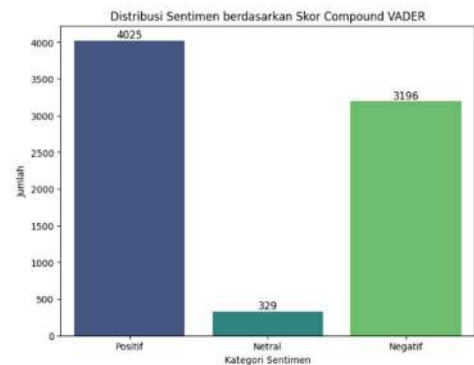
Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
0.484	0.664	0.484	0.517

Nilai akurasi dan *recall* yang cukup rendah menunjukkan adanya perbedaan interpretasi sentimen antara model prediksi berbasis sentimen dari manual *labelling* dan sentimen hasil skor *compound* VADER. Nilai *precision* yang cukup tinggi

menunjukkan bahwa ketika model memprediksi sentimen tertentu, prediksi tersebut cenderung konsisten dengan penilaian VADER. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu menangkap pola sentimen yang kuat, walau tidak selalu searah dengan *threshold* (ambang batas) sentimen yang digunakan VADER.



GAMBAR 7
Distribusi Sentimen berdasarkan kolom "Sentimen" (Manual Labelling & Prediksi)



GAMBAR 8
Distribusi Sentimen berdasarkan VADER Compound Skor

Gambar 7 dan 8 memperlihatkan perbedaan distribusi hasil pelabelan sentimen manual dan prediksi dibanding sentimen skor *compound* VADER. Dapat dilihat data netral memiliki jumlah paling sedikit pada distribusi sentimen skor *compound* VADER, perbedaan ini terjadi karena *threshold* netral untuk VADER memiliki *range* yang kecil (skor *compound* > -0.05 dan < 0.05).

Data sentimen digabungkan dengan data kurs rupiah yang diperoleh dari *web* Bank Indonesia akan menjadi data untuk *training* prediksi rupiah pada model LSTM yang akan dilakukan, data sentimen juga dibuat menjadi *mean_compound* dan *mean_sentimen* (dengan *mapping*, negatif = -1, netral = 0, positif = 1) dan diambil nilai rata-ratanya. Data dibuat mingguan karena tidak setiap hari tercatat adanya naik atau turunnya nilai rupiah. Data kurs rupiah yang dipakai adalah nilai kurs jual terhadap USD (dolar Amerika Serikat) serta

diambil nilai *mean*, *min* dan *max*.

Bulan	Week	Mean Score Compound	Mean Sentimen	Total Post	Mean IDR	Min IDR	Max IDR	delta_mean	delta_min	delta_max	arah_rupiah
6/2025-01	1 (Jan 01-07)	0.143	-0.205	117	16281.753	16237.780	16317.180	-4.777	-5.030	-15.879	Naik
1/2025-01	2 (Jan 08-14)	0.196	-0.175	114	16297.082	16240.840	16382.419	15.930	12.090	45.239	Turun
2/2025-01	3 (Jan 15-21)	0.219	-0.035	143	16421.982	16348.330	16495.690	123.620	96.490	97.490	Turun
3/2025-01	4 (Jan 22-28)	0.440	0.234	90	16362.887	16287.300	16412.000	-28.015	11.050	-47.240	Stabil
4/2025-01	5 (Jan 29-31)	0.170	0.126	31	16310.050	16281.000	16340.000	-52.237	-76.380	-47.260	Naik
5/2025-02	1 (Feb 01-07)	0.320	0.171	561	16429.368	16309.540	16535.200	124.718	108.540	194.660	Turun
6/2025-02	2 (Feb 08-14)	0.241	-0.040	173	16438.586	16406.630	16461.900	2.210	17.090	-73.360	Stabil
7/2025-02	3 (Feb 15-21)	0.202	-0.069	174	16375.266	16289.840	16438.780	43.310	117.590	-23.120	Naik
8/2025-02	4 (Feb 22-28)	0.016	-0.208	90	16420.136	16381.500	16513.150	53.960	92.460	-74.370	Stabil
9/2025-03	1 (Mar 01-07)	0.306	-0.201	149	16524.252	16396.500	16657.580	95.070	15.080	-144.730	Turun
10/2025-03	2 (Mar 08-14)	-0.010	-0.250	180	16470.572	16407.630	16535.200	-47.840	11.950	-122.820	Stabil
11/2025-03	3 (Mar 15-21)	-0.162	-0.529	578	16524.612	16490.900	16510.640	48.040	53.270	-75.380	Turun
12/2025-03	4 (Mar 22-28)	-0.045	-0.418	478	16561.042	16503.510	16705.110	126.230	122.810	94.470	Turun
13/2025-03	5 (Mar 29-31)	-0.063	-0.520	102	16560.042	16503.510	16705.110	0.000	0.000	0.000	Stabil
14/2025-04	1 (Apr 01-07)	-0.015	-0.406	964	16650.042	16503.510	16705.110	0.000	0.000	0.000	Stabil
15/2025-04	2 (Apr 08-14)	-0.067	-0.421	1254	16872.344	16848.830	17827.720	221.502	65.320	-322.810	Turun
16/2025-04	3 (Apr 15-21)	-0.001	-0.442	407	16870.585	16856.670	16829.220	-28.241	-208.040	-88.500	Stabil
17/2025-04	4 (Apr 22-28)	0.070	-0.262	372	16936.064	16892.040	16968.420	36.279	35.170	-38.200	Naik
18/2025-04	5 (Apr 29-30)	0.116	-0.328	73	16908.625	16878.000	16946.310	-26.230	-21.100	-22.110	Stabil
19/2025-05	1 (May 01-07)	0.112	-0.262	257	16968.833	16903.100	16762.400	-380.762	-367.840	-183.910	Naik
20/2025-05	2 (May 08-14)	0.199	-0.221	145	16803.773	16578.490	16815.670	4.441	76.390	-148.730	Stabil
21/2025-05	3 (May 15-21)	0.250	-0.129	163	16959.988	16498.030	16950.840	-43.285	-91.400	-35.170	Naik
22/2025-05	4 (May 22-28)	0.386	-0.056	338	16379.872	16288.030	16495.000	-163.110	-208.000	-155.780	Stabil
23/2025-05	5 (May 29-31)	0.352	-0.086	35	16379.872	16288.030	16495.000	0.000	0.000	0.000	Stabil
24/2025-06	1 (Jun 01-07)	0.188	-0.204	147	16379.990	16269.440	16396.530	2.118	81.410	-108.530	Stabil
25/2025-06	2 (Jun 08-14)	0.194	-0.173	133	16345.079	16318.180	16356.360	-33.920	-51.290	-26.140	Naik
26/2025-06	3 (Jun 15-21)	0.071	-0.101	148	16384.079	16362.410	16450.000	49.990	44.230	-91.580	Turun
27/2025-06	4 (Jun 22-28)	0.254	-0.145	152	16469.180	16373.400	16566.420	73.210	11.050	-106.530	Turun

GAMBAR 9

Gabungan Data Mingguan Sentimen & Kurs Rupiah

TABEL 9

Gabungan Data Mingguan Sentimen & Kurs Rupiah Bulan Januari

B ar is	Bu lan	W ee k	M S C	M S	T P	Mean IDR
1	20 25 - 01	1 (0 1- 07)	0. 14 3	- 0. 20 5	1 1 7	1628 1.753
2	20 25 - 01	2 (0 8- 14)	0. 19 6	- 0. 17 5	1 1 4	1629 7.682
3	20 25 - 01	3 (1 5- 21)	0. 21 9	- 0. 03 5	1 4 3	1642 1.502
4	20 25 - 01	4 (2 2- 28)	0. 44 6	0. 22 4	8 5	1639 2.887
5	20 25 - 01	5 (2 9- 31)	0. 17 0	0. 12 9	3 1	1631 0.650

TABEL 10

Lanjutan Gabungan Data Mingguan Sentimen & Kurs Rupiah Bulan Januari

B a	Min ID	Ma x	delt a m	delt a	delt a	A R
-----	--------	------	----------	--------	--------	-----

r i s	R	ID R	ean	mi n	ma x	
1	162 37. 780	163 17. 180	- 5.77 7	- 5.0 30	- 15. 070	N a i k
2	162 49. 840	163 62. 410	15.9 30	12. 060	45. 230	T u r u n
3	163 46. 330	164 59. 890	123. 820	96. 490	97. 480	T u r u n
4	163 57. 380	164 12. 650	- 28.6 15	11. 050	- 47. 240	S t a b il
5	162 81. 000	163 40. 300	- 82.2 37	- 76. 380	- 72. 350	N a i k

Note: MSC = Mean Score Compound, MS = Mean Sentimen, TP = Total Post, AR = Arah Rupiah

Arah_rupiah didapatkan dari perbandingan/delta dari *mean*, *min* dan *max* bulan tersebut dibandingkan dengan bulan sebelumnya. Arah_rupiah dikategorikan naik (jika semua *delta* turun/kurang dari bulan sebelumnya), turun (jika semua *delta* naik/lebih dari bulan sebelumnya) dan netral jika ada nilai *delta* yang turun tetapi ada yang naik juga.

4. Evaluasi

Skenario percobaan pertama akan dilakukan adalah prediksi nilai rupiah untuk Juli dan Agustus (prediksi sepuluh minggu/week), akan dilakukan dua kali *training* LSTM yang berbeda, prediksi rupiah dengan gabungan data sentimen dan kurs/nilai rupiah dan prediksi rupiah hanya dengan data kurs rupiah, akan dibandingkan selisihnya dan juga peningkatannya ketika menggunakan data sentimen sebagai fitur untuk prediksi. Skenario kedua adalah mencari korelasi/keterkaitan antara sentimen sosial media dengan inflasi naik turunnya nilai rupiah. Model LSTM akan melalui dua *training*, berdasarkan gambar 9, untuk *training* pertama menggunakan fitur sentimen (Mean Score Compound, Mean Sentimen dan Total Post) dan fitur nilai rupiah (Mean IDR, Min IDR, Max IDR, delta_mean, delta_min dan delta_max) sebagai *input*, dengan *output* yaitu prediksi Mean IDR, Min IDR dan Max IDR untuk Juli dan Agustus (sepuluh minggu/week), sedangkan *training* kedua, dengan output yang sama tetapi hanya menggunakan input fitur nilai rupiah saja. Hasil prediksi dari keduanya akan dibandingkan selisihnya dengan nilai asli Rupiah Juli dan Agustus serta akan dilakukan pengukuran apakah terdapat perbedaan atau peningkatan dalam *training* dengan input yang memiliki data sentimen dan tidak.

Matriks korelasi digunakan untuk mencari keterkaitan sentimen media sosial, yang diukur melalui *compound* skor VADER, kategori sentimen, dan total unggahan media sosial, dengan nilai Rupiah. Dengan fitur/variabel seperti statistik nilai IDR,

perubahan harian, dan indeks arah pergerakan, penelitian ini mencoba membuktikan adanya hubungan linear yang signifikan. Tujuan akhirnya adalah untuk menilai kelayakan sentimen sebagai indikator pasar serta memberikan dasar ilmiah yang kuat dalam pemilihan fitur *input* untuk pemodelan prediksi menggunakan LSTM.

4.1 Hasil Percobaan

TABEL 11
Hasil Prediksi LSTM (Sentimen + Nilai Rupiah)

Bulan	Week	Pred Mean	Pred Min	Pred Max
2025-07	1 (Jul 01-07)	16486.17	16431.621	16557.529
2025-07	2 (Jul 08-14)	16488.082	16432.616	16561.342
2025-07	3 (Jul 15-21)	16513.657	16458.138	16595.481
2025-07	4 (Jul 22-28)	16515.026	16461.755	16600.533
2025-07	5 (Jul 29-31)	16521.582	16469.681	16607.324
2025-08	1 (Aug 01-07)	16525.162	16472.632	16611.081
2025-08	2 (Aug 08-14)	16539.454	16485.642	16628.743
202	3	16538.4	16485.3	16627.2

5-08	(Aug 15-21)	61	21	10
2025-08	4 (Aug 22-28)	16539.505	16487.367	16628.255
2025-08	5 (Aug 29-31)	16540.425	16487.858	16628.909

TABEL 12
Hasil Prediksi LSTM (Nilai Rupiah)

Bulan	Week	Pred Mean	Pred Min	Pred Max
2025-07	1 (Jul 01-07)	16473.124	16418.823	16539.210
2025-07	2 (Jul 08-14)	16494.976	16439.206	16564.174
2025-07	3 (Jul 15-21)	16538.315	16478.237	16613.828
2025-07	4 (Jul 22-28)	16566.528	16507.401	16649.027
2025-07	5 (Jul 29-31)	16584.381	16528.792	16673.084
2025-08	1 (Aug 01-07)	16613.722	16555.038	16704.564

	g 01- 07)			
202 5-08	2 (Au g 08- 14)	16644.1 69	16582.2 51	16738.2 56
202 5-08	3 (Au g 15- 21)	16664.7 30	16605.1 10	16764.1 78
202 5-08	4 (Au g 22- 28)	16686.6 11	16630.0 47	16791.9 47
202 5-08	5 (Au g 29- 31)	16712.8 20	16652.9 07	16818.6 40

$$Diff_x^D = IDR_x^D - IDR_x$$

$$Diff_x^D(\%) = \frac{Diff_x^D}{IDR_x} \times 100$$

$$Improvement_x(\%) = \frac{|Diff_x^{NS}| - |Diff_x^S|}{|Diff_x^{NS}|} \times 100$$

GAMBAR 10

Rumus Selisih dan Perbandingan Peningkatan (Improvement)

dengan: $x \in \{min, mean, max\} \rightarrow$ Indikator nilai statistik, $D \in \{Sentimen, NoSentimen\} \rightarrow$ Data prediksi, $IDR_x \rightarrow$ nilai IDR aktual untuk statistik x , $IDR_x^D \rightarrow$ nilai IDR hasil prediksi model D untuk statistik x , $x_{pred} = x_{aktual} \rightarrow$ nilai statistik x harus sama antara prediksi dan aktual

Tabel 11 dan 12 menunjukkan prediksi nilai rupiah untuk setiap minggunya, skenario akan dilanjutkan dengan perhitungan nilai selisih, persentase deviasi dan *improvement*. Ketiga perhitungan dipakai untuk membandingkan hasil prediksi dua tabel diatas dengan nilai aktual rupiah sedangkan *improvement* adalah perbandingan data prediksi dengan basis sentimen plus nilai rupiah dengan data prediksi dengan basis nilai rupiah, tanpa sentimen.

TABEL 13

Selisih Prediksi (Sentimen) & (NoSentimen) terhadap Nilai Aktual Rupiah & Improvement

Bulan	Week	SMe S	SMe NS	IMe	SMi S
202 5-07	1 (Jul 01- 07)	1.17 0	1.090	- 7.31 3	0.97 5
202 5-07	2 (Jul 08- 14)	1.06 0	1.102	3.83 4	0.80 7
202 5-07	3 (Jul 15- 21)	0.87 4	1.024	14.7 07	0.79 6
202 5-07	4 (Jul 22- 28)	0.76 2	1.076	29.1 99	0.59 5
202 5-07	5 (Jul 29- 31)	0.38 9	0.771	49.5 13	0.28 6
202 5-08	1 (Au g 01- 07)	0.13 0	0.667	80.4 98	0.07 1
202 5-08	2 (Au g 08- 14)	1.09 0	1.730	37.0 06	1.02 6
202 5-08	3 (Au g 15- 21)	1.57 7	2.352	32.9 70	1.82 7
202 5-08	4 (Au 2	0.95 2	1.850	48.5 34	0.92 5

	g 22- 28)				
202 5-08	5 (Au g 29- 31)	0.62 4	1.673	62.6 80	0.30 5

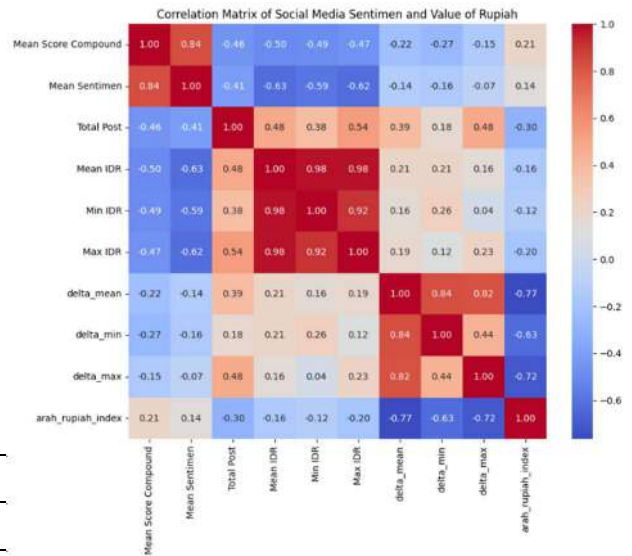
TABEL 14
Lanjutan Selisih Prediksi (Sentimen) & (NoSentimen) terhadap Nilai
Aktual Rupiah & Improvement

	Imi	SMaS	SMaNS	IMa
	-8.774	1.473	1.361	-8.251
	4.772	1.384	1.401	1.238
	13.400	1.126	1.238	0.919
	31.924	1.151	1.446	20.429
	55.722	0.767	1.166	34.233
	87.537	0.209	0.773	72.980
	36.585	1.435	2.103	31.771
	28.826	1.556	2.393	34.965
	48.567	1.165	2.161	46.089
	76.722	1.163	2.317	49.816

Note: SMeS = Selisih Mean Sentimen, SMeNS = Selisih Mean NoSentimen, Ime = Improvement Mean, SMiS = Selisih Min Sentimen, SMiNS = Selisih Min NoSentimen, Imi = Improvement Min, SMaS = Selisih Max Sentimen, SMaNS = Selisih Max NoSentimen, Ima = Improvement Max

Dari tabel 13 dan 14 salah satu hal yang dapat dilihat, untuk prediksi bulan Juli minggu 1, hanya pada range waktu ini bahwa nilai *improvement* bernilai negatif di semua statistik (*mean/min/max*). Hal lainnya adalah *improvement* yang tinggi berada pada prediksi bulan Agustus minggu pertama sebelum terjadi penurunan yang cukup signifikan pada minggu

berikutnya.



GAMBAR 11
Matriks Korelasi Sentimen Sosial Media & Nilai Rupiah

Gambar 11 menunjukkan korelasi matriks dengan beberapa hal yang dapat disimpulkan dari korelasi yang ada. Hubungan antar variabel Sentimen Mean Score Compound dan Mean Sentimen media sosial dengan nilai Rupiah, Mean Score Compound memiliki korelasi negatif sedang dengan Mean IDR ($r = -0.50$), Min IDR ($r = -0.49$), Max IDR ($r = -0.47$), sedangkan Mean Sentimen menunjukkan korelasi negatif lebih kuat terhadap Mean IDR ($r = -0.63$), Min IDR ($r = -0.59$) dan Max IDR ($r = -0.62$), dari segi postingan sosial media Total Post berkorelasi positif dengan beberapa variabel nilai rupiah, Mean IDR ($r = 0.48$), Max IDR ($r = 0.54$), delta_mean ($r = 0.39$). Dari variabel label sentimen, untuk Mean Score Compound dan Mean Sentimen yang berkorelasi cukup lemah dengan nilai Rupiah, hanya berkorelasi lemah positif terhadap Arah Rupiah ($r = 0.21$, $r = 0.14$).

4.2

Analisis Hasil Pengujian

Hasil dari skenario pertama menunjukkan bahwa hanya pada prediksi rupiah pertama (bulan Juli, minggu pertama) memiliki *improvement* negatif di tiap statistik (*mean, min, max*), dengan arti bahwa untuk prediksi pertama prediksi tanpa sentimen lebih mendekati nilai aktual rupiah dibanding hasil prediksi dengan sentimen, menandakan bahwa sentimen belum memberikan kontribusi signifikan pada awal periode prediksi. Sedangkan *improvement* yang tinggi pada Agustus Minggu pertama (Improvement Mean, Min dan Max; 80.498%, 87.537%, dan 72.980%) menunjukkan adanya fase di mana sentimen postingan sosial media memiliki keterkaitan kuat dengan pergerakan nilai Rupiah. Nilai *improvement* yang selalu berada pada positif dengan pengecualian prediksi pertama, menjelaskan bahwa prediksi rupiah yang dibantu dengan sentimen meningkatkan hasil prediksi dengan memperkecil selisih prediksi dan nilai aktual Rupiah.

Korelasi matriks yang ditunjukkan pada gambar 11 memperlihatkan beberapa keterkaitan antara fitur/variabel satu dengan yang lain, seperti korelasi kuat antar dua variabel sentimen yang menunjukkan keselarasan label sentimen manual dan prediksi dengan label sentimen VADER ($r = 0.84$)

dalam bentuk agregasi mingguan, kedua label sentimen juga berkorelasi negatif terhadap rata-rata statistik nilai Rupiah dengan label sentimen VADER sedikit lebih kuat negatif, memiliki arti ketika sentimen sosial media sedang positif, rata-rata statistik rupiah cenderung rendah (kurs jual turun, rupiah menguat), postingan media sosial yang direpresentasikan oleh Total Post menunjukkan korelasi positif dengan beberapa variabel nilai rupiah seperti Mean IDR ($r = 0.48$), Max IDR ($r = 0.54$), dan delta_mean ($r = 0.39$), korelasi tersebut dapat diartikan terjadinya lonjakan jumlah diskusi dan postingan media sosial terjadi saat nilai Rupiah mengalami inflasi dan sedang tidak stabil. Label sentimen Mean Score Compound dan Mean Sentimen berkorelasi lemah positif terhadap Arah Rupiah ($r = 0.21$, $r = 0.14$), dimana menunjukkan sentimen media sosial tidak secara langsung menentukan arah Rupiah, tetapi lebih berperan sebagai indikator pendukung yang mempengaruhi perubahan nilai secara bertahap, ini selaras dengan analisis skenario satu mengenai sentimen media sosial sebagai variabel yang menghasilkan hasil prediksi dengan selisih yang lebih sedikit dibandingkan hanya prediksi tanpa sentimen, hanya dengan nilai Rupiah saja, sentimen sosial media dapat dianggap sebagai sinyal akan adanya perubahan pada nilai Rupiah bukan sebagai indikator utama dan absolut dalam prediksi arah nilai Rupiah.

5. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah jumlah dan sentimen postingan sosial media memiliki kaitan dengan nilai Rupiah, bukan secara langsung menjadi pertanda absolut adanya perubahan arah nilai Rupiah dalam waktu dekat atau tertentu, melainkan sebagai sinyal dapat terjadinya perubahan nilai Rupiah dalam suatu waktu ataupun secara bertahap. Dalam memprediksi nilai Rupiah, sentimen juga menjadi variabel tambahan yang membantu peningkatan prediksi, memperkecil selisih dengan nilai aktual Rupiah dibandingkan prediksi yang hanya menggunakan data nilai Rupiah tanpa sentimen.

Model prediksi kali ini bisa ditingkatkan lagi serta analisis sentimen yang telah dilakukan dapat dimanfaatkan lebih luas lagi, khususnya pada jangkauan prediksi, pada penelitian ini model prediksi menggunakan fitur, sentimen dan nilai rupiah yang ada, untuk memprediksi nilai Rupiah bulan depan, dengan memperluas elemen/variabel input, memanfaatkan kesimpulan dari korelasi yang diambil, serta meningkatkan pelatihan model prediksi, supaya model prediksi menjadi lebih akurat dan dapat memprediksi jangkauan yang lebih jauh dari yang telah diteliti, dengan sentimen sosial media sebagai tanda persiapan akan kemungkinan terjadinya perubahan nilai Rupiah.

Daftar Pustaka

- [1] C. C. Aggarwal, *Text Sequence Modeling and Deep Learning*. 2018. doi: 10.1007/978-3-319-73531-3_10.
- [2] Y. Mao, Q. Liu, and Y. Zhang, "Journal of King Saud University - Computer and Sentiment analysis methods , applications , and challenges : A systematic literature review," *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, vol. 36, no. 4, p. 102048, 2024, doi: 10.1016/j.jksuci.2024.102048.
- [3] P. B. Washington, P. Gali, F. Rustam, and I. Ashraf, "Analyzing influence of COVID-19 on crypto & financial markets and sentiment analysis using deep ensemble model,"

- PLoS One*, vol. 18, no. 9 September, pp. 1–21, 2023, doi: 10.1371/journal.pone.0286541.
- [4] V. Nurcahyawati and Z. Mustaffa, "Vader Lexicon and Support Vector Machine Algorithm to Detect Customer Sentiment Orientation," *J. Inf. Syst. Eng. Bus. Intell.*, vol. 9, no. 1, pp. 108–118, 2023, doi: 10.20473/jisebi.9.1.108-118.
- [5] M. Frohmann, M. Karner, S. Khudoyan, R. Wagner, and M. Schedl, "Predicting the Price of Bitcoin Using Sentiment-Enriched Time Series Forecasting," *Big Data Cogn. Comput.*, vol. 7, no. 3, 2023, doi: 10.3390/bdcc7030137.
- [6] N. K. P. Indrayuni, N. M. M. R. Desmayani, I. D. A. A. T. Pramawati, I. M. S. Sandhiyasa, and K. K. Widiartha, "Sentiment Analysis on Rupiah Depreciation Against USD Using XGBoost," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 5, pp. 2521–2532, 2025, doi: <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i5.10751>.
- [7] A. Alsaedi and M. Z. Khan, "A study on sentiment analysis techniques of Twitter data," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 10, no. 2, pp. 361–374, 2019, doi: 10.14569/ijacsa.2019.0100248.
- [8] R. R. Baheti and S. Kinariwala, "Detection and analysis of stress using machine learning techniques," *Int. J. Eng. Adv. Technol.*, vol. 9, no. 1, pp. 335–342, 2019, doi: 10.35940/ijeat.F8573.109119.
- [9] M. Lukauskas, V. Pilinkienė, J. Bruneckienė, A. Stundžienė, A. Grybauskas, and T. Ruzgas, "Economic Activity Forecasting Based on the Sentiment Analysis of News," *Mathematics*, vol. 10, no. 19, 2022, doi: 10.3390/math10193461.
- [10] M. Wankhade, A. C. S. Rao, and C. Kulkarni, *A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges*, vol. 55, no. 7. Springer Netherlands, 2022. doi: 10.1007/s10462-022-10144-1.
- [11] V. Arya, A. K. Mishra, and A. González-Briones, "Sentiments analysis of covid-19 vaccine tweets using machine learning and vader lexicon method," *Adv. Distrib. Comput. Artif. Intell. J.*, vol. 11, no. 4, pp. 507–518, 2022, doi: 10.14201/adcaij.27349.
- [12] C. J. Hutto and E. Gilbert, "VADER: A Parsimonious Rule-based Model for," *Eighth Int. AAAI Conf. Weblogs Soc. Media*, pp. 216–225, 2014, [Online]. Available: <https://ojs.aaai.org/index.php/ICWSM/article/view/14550>
- [13] M. R. Ningsih, K. A. H. Wibowo, A. U. Dullah, and J. Jumanto, "Global recession sentiment analysis utilizing VADER and ensemble learning method with word embedding," *J. Soft Comput. Explor.*, vol. 4, no. 3, pp. 142–151, 2023, doi: 10.52465/josce.v4i3.193.
- [14] M. H. Hoti and J. Ajdari, "Sentiment Analysis Using the Vader Model for Assessing Company Services Based on Posts on Social Media," *SEEU Rev.*, vol. 18, no. 2, pp. 19–33, 2023, doi: 10.2478/seeur-2023-0043.
- [15] K. Barik and S. Misra, "Analysis of customer reviews with an improved VADER lexicon classifier," *J. Big Data*, vol. 11, no. 1, 2024, doi: 10.1186/s40537-023-00861-x.
- [16] V. Bonta, N. Kumaresh, and N. Janardhan, "A Comprehensive Study on Lexicon Based Approaches for Sentiment Analysis," *Asian J. Comput. Sci. Technol.*, vol. 8, no. S2, pp. 1–6, 2019, doi: 10.51983/ajcst-2019.8.s2.2037.
- [17] A. Arasy and S. Agustian, "Sentiment Classification Using Multilayer Perceptron Algorithm with TF-IDF Features Klasifikasi Sentimen Menggunakan Metode Multilayer Perceptron dengan Fitur TF-IDF," *MALCOM Indones. J.*

Mach. Learn. Comput. Sci., vol. 5, no. July, pp. 908–919, 2025, doi: <https://doi.org/10.57152/malcom.v5i3.2052>.

[18] H. Einurohmah and I. M. Hasmarini, “Journal of Economic, Business and Accounting (COSTING),” J. Econ. Bus. Account., vol. 7, no. 4, pp. 7432–7442, 2024, doi: <https://doi.org/10.31539/costing.v7i4.10038>.

[19] N. Jing, Z. Wu, and H. Wang, “A hybrid model integrating deep learning with investor sentiment analysis for stock price prediction,” Expert Syst. Appl., vol. 178, no. March, p. 115019, 2021, doi: [10.1016/j.eswa.2021.115019](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115019).

[20] J. V. Critien, A. Gatt, and J. Ellul, “Bitcoin price change and trend prediction through twitter sentiment and data volume,” Financ. Innov., vol. 8, no. 1, 2022, doi: [10.1186/s40854-022-00352-7](https://doi.org/10.1186/s40854-022-00352-7).