Integrasi Web Scraping Dan BiLSTM Untuk Pemantauan Real-Time Sentimen Saham Di Indonesia

1st Natanael Wijaya Tiono
Program Studi S1 Informatika
Universitas Telkom Surabaya
Surabaya, Indonesia
natanaelwt@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Rizky Fenaldo Maulana, S.Kom., M.Kom.
Program Studi S1 Informatika
Universitas Telkom Surabaya
Surabaya, Indonesia
rizkyfenaldo@telkomuniversity.ac.id

3rd Ahmad Wali Satria Bahari Johan, S.ST., M.Kom.
Program Studi S1 Informatika
Universitas Telkom Surabaya
Surabaya, Indonesia
ahmadsatria@telkomuniversity.ac.id

***Abstrak*— Pertumbuhan pesat investor ritel di pasar modal Indonesia meningkatkan kebutuhan akan informasi yang cepat dan mudah diinterpretasikan sebagai dasar pengambilan keputusan investasi. Selain faktor kuantitatif, persepsi yang terbentuk dari berita keuangan berperan penting dalam membentuk sentimen pasar. Volume berita yang tinggi dan penyebarannya yang cepat menimbulkan masalah information overload, sehingga diperlukan sistem analisis sentimen yang otomatis dan andal. Penelitian ini mengembangkan sistem pemantauan sentimen saham berbahasa Indonesia dengan mengintegrasikan web scraping berita dari empat portal keuangan, pra-proses teks, dan model Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) dalam satu aplikasi web berbasis Flask. Dataset awal berisi 36.733 judul berita saham; setelah pelabelan menggunakan ChatGPT dan penghapusan kelas netral, diperoleh 25.537 data dengan dua kelas sentimen (positif dan negatif). Model BiLSTM terbaik dengan embedding 100, 128 unit LSTM, dropout 0,5, batch size 64, dan learning rate 0,001 menghasilkan akurasi 87,53%, macro precision 84,90%, macro recall 79,11%, dan macro F1-score 81,41% pada 5.108 data uji. Sistem kemudian diintegrasikan dengan modul web scraping real-time serta mekanisme rekomendasi beli/jual/tahan berbasis interval Wilson pada rata-rata probabilitas sentimen positif. Hasil menunjukkan bahwa BiLSTM efektif untuk analisis sentimen berita saham Indonesia dan siap digunakan sebagai komponen sistem pendukung keputusan investasi berbasis data.**

***Kata kunci*— Analisis sentimen, saham, BiLSTM, web scraping, berita keuangan**

I. PENDAHULUAN

Jumlah investor pasar modal Indonesia meningkat signifikan; data KSEI mencatat lebih dari 19 juta SID pasar modal dan 8 juta SID saham per Oktober 2025. Peningkatan tersebut diikuti kebutuhan informasi ringkas dan cepat untuk merespons dinamika pasar yang semakin volatil [1].

Pergerakan harga saham tidak hanya dipengaruhi data historis dan volume transaksi, tetapi juga sentimen yang terbentuk dari berita ekonomi, isu korporasi, hingga kebijakan pemerintah [2]. Studi di Indonesia menunjukkan adanya hubungan antara sentimen berita dan pergerakan harga saham, sehingga berita keuangan dapat dipandang sebagai sinyal penting bagi investor [3], [4]. Di sisi lain, ledakan informasi dari portal berita dan media sosial menimbulkan *information overload* yang menyulitkan investor untuk menyaring berita secara manual dan objektif [5], [6].

Kemajuan *Natural Language Processing* (NLP) berbasis *deep learning* memungkinkan analisis sentimen dilakukan secara otomatis. BiLSTM sebagai pengembangan LSTM mampu memproses urutan kata dari dua arah dan terbukti efektif untuk berbagai tugas analisis sentimen [7], [8], [9].
Di Indonesia, beberapa penelitian mengintegrasikan sentimen berita atau media sosial dengan prediksi harga saham menggunakan IndoBERT, LSTM, maupun BiLSTM [4], [10], [11], [12]. Namun, sebagian besar fokus pada prediksi harga emiten tertentu, belum pada penyediaan indikator sentimen harian lintas emiten secara *near* real-time. Ketersediaan dataset publik juga masih terbatas, misalnya ID-SMSA yang hanya mencakup 3.288 tweet saham berkapitalisasi besar [13]

Kontribusi utama penelitian meliputi: (1) pengembangan korpus berita saham Indonesia berskala puluhan ribu judul, (2) pemanfaatan ChatGPT untuk pelabelan awal yang tervalidasi, (3) rancangan dan evaluasi BiLSTM untuk klasifikasi sentimen berita saham, serta (4) integrasi ke sistem pemantauan sentimen dan rekomendasi trading berbasis web.

II. KAJIAN TEORI

Bab ini menyajikan landasan teori yang mendukung penelitian, mulai dari konsep analisis sentimen dan kaitannya dengan pasar saham, tahapan pra-proses teks, pemanfaatan ChatGPT untuk pelabelan data, Interval Wilson sebagai dasar perhitungan rekomendasi, arsitektur BiLSTM sebagai model utama, hingga penggunaan Flask sebagai *framework* pengembangan aplikasi web.

A. Analisis Sentimen dan Pasar Saham

Analisis sentimen adalah proses mengidentifikasi opini atau emosi dalam teks dan mengklasifikasikannya ke dalam kategori seperti positif, negatif, atau netral [14]. Dalam konteks keuangan, analisis sentimen digunakan untuk menangkap reaksi pasar terhadap berita, laporan keuangan, maupun opini publik yang berpotensi menjadi sinyal awal pergerakan harga saham.

B. Saham dan Sentimen Pasar

Saham merepresentasikan kepemilikan atas sebagian aset perusahaan dan diperdagangkan di bursa seperti BEI. Harga saham dipengaruhi kombinasi faktor fundamental, teknikal, serta sentimen pasar yang sering dipicu oleh berita, rumor, atau kebijakan baru [4], [15].

Oleh karena itu, pemetaan sentimen berita terhadap emiten tertentu dapat membantu investor memahami persepsi pasar secara agregat.

C. Pra-proses Teks

Pra-proses teks adalah tahapan penting untuk meningkatkan kualitas input model NLP [16], [17]. Tahap yang digunakan antara lain:

1. Cleaning: menghapus URL, *mention*, *hashtag*, angka, dan karakter non-huruf.
2. Case folding: mengonversi seluruh huruf menjadi kecil agar variasi kapitalisasi tidak menambah dimensi fitur.
3. Normalisasi: mengubah kata tak baku atau singkatan ke bentuk baku menggunakan kamus normalisasi.
4. Stopword removal: menghapus kata umum yang tidak berkontribusi besar terhadap makna, misalnya "yang", "dan", "di".
5. Stemming: mengembalikan kata berimbuhan ke bentuk dasar, misalnya "penurunan", "menurunkan" → "turun".
6. Tokenisasi: memecah teks menjadi token kata; ukuran kosakata dibatasi untuk mengurangi *sparsity* [18]
7. Pelabelan: pemberian label sentimen (positif/negatif/netral) untuk tiap teks sebagai target pelatihan [19].

D. Pelabelan Data dengan ChatGPT

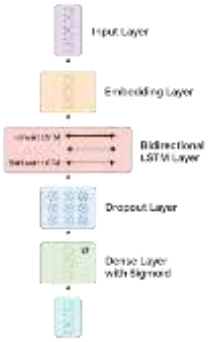
ChatGPT merupakan model bahasa generatif berbasis GPT yang mampu melakukan berbagai tugas NLP, termasuk penilaian sentimen. Studi sebelumnya menunjukkan ChatGPT dapat menghasilkan label sentimen yang lebih akurat dibanding metode leksikon tradisional [20]. Dalam penelitian ini, ChatGPT digunakan sebagai *automatic annotator* untuk memberi label awal pada judul berita saham, yang kemudian divalidasi secara manual.

E. Interval Wilson

Interval Wilson digunakan untuk estimasi rentang kepercayaan proporsi binomial dan dianggap lebih akurat dibanding *normal approximation* klasik, terutama untuk ukuran sampel kecil maupun proporsi ekstrem [21], [22]. Interval ini digunakan untuk menghitung rentang kepercayaan proporsi sentimen positif yang telah disesuaikan, sebagai dasar rekomendasi beli/jual/tahan.

F. BiLSTM

BiLSTM adalah pengembangan LSTM yang memproses urutan masukan dari dua arah: maju dan mundur. Struktur ini membuat model mampu memanfaatkan konteks sebelum dan sesudah suatu kata secara bersamaan, yang penting untuk menangkap nuansa bahasa dalam berita keuangan [7], [8]. Gambar 1 menampilkan arsitektur dari BiLSTM.



GAMBAR 1
(ARSITEKTUR BILSTM)

G. Flask

Flask adalah *microframework* Python untuk pengembangan aplikasi web yang ringan dan fleksibel [23]. Flask memudahkan integrasi model *machine learning* dengan API dan antarmuka web, sehingga cocok digunakan sebagai *backend* sistem pemantauan sentimen saham.

III. METODE

Bab ini menjelaskan metode yang digunakan dalam penelitian, mulai dari pengumpulan data berita saham melalui *web scraping*, tahapan pra-proses dan pelabelan data, pembagian data latih dan uji, perancangan arsitektur model BiLSTM serta eksperimen hiperparameter, hingga perancangan sistem aplikasi berbasis Flask yang mengintegrasikan seluruh komponen tersebut.

A. Data dan Sumber Berita

Data dikumpulkan menggunakan *web scraping* terhadap empat portal berita keuangan berbahasa Indonesia: Bisnis.com, CNBC Indonesia (*tag* investasi), Kontan (investasi), dan Investor.id selama ±2 tahun terakhir. Hanya berita yang judulnya memuat kode emiten (misalnya BBCA, BBRI) yang dipertahankan agar relevan dengan saham tertentu. Secara keseluruhan terkumpul 36.733 judul berita saham.

B. Web Scraping

Scraping dilakukan menggunakan pustaka requests dan BeautifulSoup. Sistem menelusuri halaman pencarian tiap portal dengan kata kunci kode saham, mengekstrak judul dan tanggal publikasi, lalu memfilter judul yang benar-benar memuat kode emiten melalui pola regular expression. Artikel yang berumur lebih dari dua tahun dihentikan agar fokus pada kondisi pasar terkini.

C. Pra-proses dan Pelabelan

Alur pra-proses mengikuti tahapan pada kajian teori pada bab sebelumnya :

a) *Cleaning* teks judul dari tautan, simbol, dan noise lain.
b) *Case folding* menjadi huruf kecil.
c) Normalisasi menggunakan kamus kata tidak baku–baku.
d) Penghapusan *stopword* bahasa Indonesia dan beberapa istilah teknis yang tidak membawa polaritas.
e) *Stemming* menggunakan Sastrawi.
f) Tokenisasi dan pembatasan kosakata pada 20.000 kata paling sering; panjang urutan dipadatkan

menjadi 14 token per judul berdasarkan persentil distribusi panjang judul.

Pelabelan awal dilakukan oleh ChatGPT ke dalam tiga kelas: positif, negatif, dan netral. Untuk memeriksa kualitas label, digunakan rumus Slovin [24] dengan margin of error 5% sehingga diperoleh kebutuhan sampel validasi sekitar 396 data. Tiga validator manusia memeriksa kesesuaian label terhadap 396 judul yang dipilih secara acak proporsional per kelas dan per emiten. Hasilnya, 385 data (97,2%) konsisten dan 11 data (2,8%) dinilai tidak sesuai, sehingga pelabelan ChatGPT dianggap cukup andal.
Untuk tujuan klasifikasi biner, kelas netral dihapus sehingga tersisa 25.537 data: 19.425 positif dan 6.112 negatif.

D. Pra-proses dan Pelabelan

Data dibagi dengan skema *stratified hold-out*: 80% data digunakan sebagai data latih dan 20% sebagai data uji, dengan menjaga proporsi kelas. Dari data latih, 10% dialokasikan sebagai data validasi internal selama pelatihan. Secara rinci, himpunan uji berisi 5.108 judul (±3.885 positif, 1.223 negatif), sedangkan 20.429 judul digunakan sebagai latih+validasi.

E. Arsitektur Model BiLSTM

Model BiLSTM yang dikembangkan terdiri dari:

1. Embedding layer: memetakan token ke vektor berdimensi tetap.
2. Bidirectional LSTM layer: dua LSTM yang berjalan dari kiri→kanan dan kanan→kiri, outputnya digabung (*concatenate*).
3. Dropout layer: mengurangi *overfitting* dengan menonaktifkan sebagian neuron.
4. Dense layer + sigmoid: menghasilkan probabilitas sentimen positif dalam rentang [0,1].

Ketidakseimbangan kelas diatasi menggunakan *class weight* invers frekuensi yang menggunakan persamaan (1) dibawah

$$W_c = \frac{N}{C \cdot n_c} \qquad (1)$$

Dengan N jumlah seluruh data, C jumlah kelas, dan n_c jumlah sampel pada kelas c (Ederli et al., 2025). Untuk distribusi 19.425 positif dan 6.112 negatif, bobot sekitar 0,66 (positif) dan 2,09 (negatif).

Pelatihan menggunakan *binary cross-entropy loss* dan *optimizer* Adam dengan mekanisme *early stopping* berdasarkan *validation loss* dengan *patience* 3 epoch.

F. Eksperimen Hiperparameter

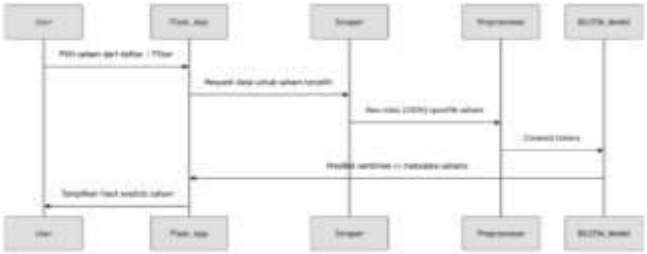
Eksperimen hiperparameter dilakukan secara *grid search* dengan kombinasi:

a) *embedding_dim*: 100, 200
b) unit BiLSTM: 64, 128, 256
c) *dropout*: 0,2; 0,3; 0,4; 0,5
d) *batch size*: 32, 64
e) *learning rate*: 0,001 dan 0,0001

Total 96 percobaan dilakukan dengan maksimal 10 epoch tiap konfigurasi. Model terbaik dipilih berdasarkan akurasi dan macro F1 pada data uji.

G. Perancangan Sistem Aplikasi

Sistem dirancang sebagai aplikasi web berbasis Flask yang mengintegrasikan modul scraping, pra-proses, model BiLSTM, dan modul rekomendasi seperti pada Gambar 2.



GAMBAR 2
(ARSITEKTUR SISTEM PEMANTAUAN SENTIMEN SAHAM)

Antarmuka aplikasi terdiri dari beberapa halaman:

a) Home: ringkasan metrik model dan daftar emiten terpopuler.
b) Preprocessing: contoh *before–after* tiap tahap pra-proses serta ringkasan statistik token.
c) Evaluasi: tampilan *classification report*, confusion matrix, dan performa per epoch.
d) Pengujian real-time: statistik keterkinian berita dan distribusi sumber.
e) Scraper/Rekomendasi: ringkasan sentimen dan rekomendasi trading untuk emiten tertentu berdasarkan berita terkini.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil pengujian dan analisis terhadap sistem yang dikembangkan, meliputi kinerja model BiLSTM secara keseluruhan, performa per emiten saham, kemampuan sistem dalam melakukan pemantauan sentimen secara *real-time*, serta evaluasi mekanisme rekomendasi beli/jual/tahan. Selain itu, dibahas pula interpretasi hasil, kelebihan, dan keterbatasan penelitian sebagai dasar bagi pengembangan dan penelitian lanjutan.

A. Kinerja Model Utama

Model terbaik memiliki konfigurasi *embedding* 100, 128 unit BiLSTM, *dropout* 0,5, *batch size* 64, dan *learning rate* 0,001. Pada 5.108 data uji diperoleh:

a) Akurasi: 87,53%
b) Macro precision: 84,90%
c) Macro recall (balanced accuracy): 79,11%
d) Macro F1-score: 81,41%

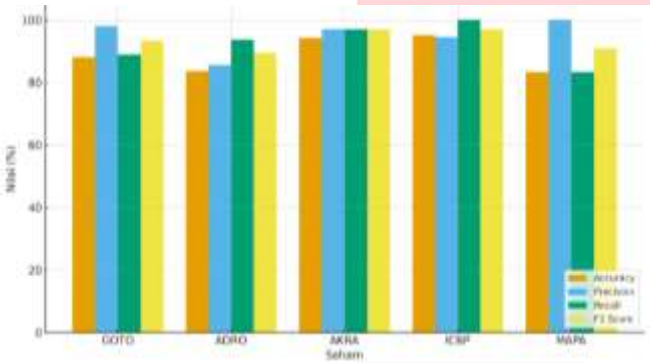
Confusion matrix menunjukkan 3.701 *true positive*, 770 *true negative*, 453 *false positive*, dan 184 *false negative*. Model sangat sensitif terhadap kelas positif (recall 95,26%) namun masih kurang peka terhadap kelas negatif karena ketidakseimbangan kelas.

Perkembangan pelatihan menunjukkan akurasi latih meningkat dari 73,99% menjadi 87,35% hingga epoch ke-5, sementara akurasi validasi memuncak pada 87,27% di epoch ke-2 sebelum fluktuatif. *Validation loss* terendah juga terjadi pada epoch ke-2, mengindikasikan mulai muncul *overfitting* ringan setelah itu. Mekanisme *early stopping* menghentikan pelatihan di epoch ke-5 dan mengembalikan bobot terbaik.

B. Hasil Per Emiten Saham

Pengujian per emiten dilakukan pada beberapa saham LQ45 dengan jumlah berita uji yang cukup. Ringkasan hasil:

a) GOTO (59 berita): akurasi 88,14%; presisi 98,00%; recall 89,09%; F1 93,33%. Kesalahan utama terjadi pada berita bernuansa regulasi atau pernyataan resmi yang cenderung diprediksi positif.
b) ADRO (43 berita): akurasi 83,72%; presisi 85,71%; recall 93,75%; F1 89,55%. Model cukup agresif memberi label positif; beberapa judul dengan kata "anjlok", "top losers" masih keliru.
c) AKRA (35 berita): akurasi 94,29%; presisi dan recall sama-sama 96,97%. Kinerja sangat stabil, sebagian besar judul kinerja dan laba terbaca dengan benar.
d) ICBP (21 berita): akurasi 95,24%; presisi 94,44%; recall 100%; F1 97,14%. Seluruh berita positif tertangkap, satu kesalahan terkait konteks koreksi harga jangka pendek.
e) MAPA (6 berita): akurasi 83,33%; presisi 100%; recall 83,33%; F1 90,91%. Satu berita bernuansa pelemahan daya beli terlewat sebagai negatif.



GAMBAR 3
(PERBANDINGAN METRIK EVALUASI PER EMITEN)

Secara umum pada Gambar 3, emiten dengan jumlah data lebih banyak (mis. GOTO, ADRO) menunjukkan performa cukup stabil meski terdapat pola kesalahan khas, sementara emiten dengan pola bahasa berita yang konsisten seperti AKRA dan ICBP mencapai kinerja sangat tinggi. Untuk emiten dengan sampel sedikit seperti MAPA, hasil evaluasi perlu dibaca hati-hati karena sangat sensitif terhadap tiap sampel uji.

C. Pengujian Real-Time

Pada pengujian 100 berita terbaru, proporsi real-time + semi real-time mencapai 76%, sedangkan non real-time 24%. Rata-rata selisih waktu publikasi–scraping sekitar 20,59 jam, dengan durasi scraping 366,16 detik dan klasifikasi 1,72 detik; rata-rata waktu pemrosesan per berita sekitar 3,68 detik.

Sebagian selisih semu disebabkan keterbatasan *timestamp* pada portal yang hanya menyediakan tanggal (tanpa jam) atau format relatif seperti "X jam yang lalu", sehingga normalisasi ke pukul 00.00 cenderung menggelembungkan delta waktu. Dengan optimasi jadwal scraping dan penanganan *timestamp* yang lebih presisi, porsi real-time berpotensi meningkat.

D. Evaluasi Sistem Rekomendasi

Sistem rekomendasi menggabungkan probabilitas sentimen positif, penyesuaian kata kunci, dan interval Wilson. Pada periode uji, ketika mayoritas berita suatu emiten bernada positif dan cukup banyak ($n \geq 5$), batas bawah interval Wilson sering berada di atas ambang 0,65 sehingga menghasilkan sinyal Buy yang konsisten. Sebaliknya, ketika berita didominasi isu negatif seperti penurunan laba atau tekanan regulasi, batas atas interval dapat turun di bawah 0,45 dan memicu sinyal Sell.

Keberadaan kategori Hold mengurangi keputusan yang terlalu agresif ketika data sedikit atau interval Wilson masih melewati ambang. Penggunaan interval Wilson membuat rekomendasi lebih stabil dibanding hanya melihat persentase mentah, terutama saat jumlah berita harian terbatas. Namun, karena rekomendasi hanya berbasis sentimen berita tanpa mempertimbangkan harga dan fundamental, sistem ini lebih tepat dianggap alat bantu *screening* awal, bukan penentu akhir keputusan investasi.

E. Diskusi

Dibanding penelitian sebelumnya yang mengintegrasikan sentimen dengan prediksi harga untuk satu atau dua emiten [4], [10][11], penelitian ini menempatkan analisis sentimen berita saham sebagai produk utama berupa indeks arah sentimen harian lintas emiten yang bisa dipantau secara *near* real-time melalui web.

Pemanfaatan ChatGPT untuk pelabelan terbukti efisien dengan akurasi validasi 97,2%, mengurangi biaya dan waktu anotasi manual sebagaimana juga ditunjukkan Belal et al. (2023). Integrasi *web scraping* multi-portal memperluas cakupan berita di luar satu sumber saja (misalnya CNBC saja pada Putra et al., 2024a).

Keterbatasan utama penelitian ini antara lain:

1. Ketidakseimbangan kelas, yang menyebabkan sensitivitas kelas negatif lebih rendah.
2. Hanya judul berita yang dianalisis, isi artikel tidak dimanfaatkan padahal bisa mengandung konteks berbeda.
3. Sumber berita terbatas, pada empat portal sehingga potensi bias redaksional masih ada.
4. Ketiadaan kelas netral, dalam model akhir, sehingga berita informatif tanpa polaritas jelas dipaksa masuk positif/negatif.

Ke depan, pengembangan dapat diarahkan pada penggunaan teks penuh artikel, penambahan sumber berita dan media sosial, eksplorasi model *transformer* berbahasa Indonesia, serta integrasi fitur harga dan volume untuk menguji dampak langsung indeks sentimen terhadap strategi trading.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini mengusulkan dan mengimplementasikan sistem analisis sentimen berita saham Indonesia dengan mengintegrasikan *web scraping*, pra-proses teks, model BiLSTM, dan aplikasi web berbasis Flask. Sistem yang dibangun mampu mengotomatisasi alur mulai dari pengumpulan berita, pra-proses, klasifikasi sentimen, visualisasi, hingga pemberian rekomendasi trading, sehingga pengguna dapat memilih emiten, melihat ringkasan sentimen terkini, serta memperoleh rekomendasi beli/jual/tahan berbasis interval Wilson.

Model BiLSTM dengan konfigurasi terbaik menghasilkan akurasi 87,53%, *macro precision* 84,90%, *macro recall* 79,11%, dan *macro F1-score* 81,41%. Hasil ini menunjukkan bahwa model sangat baik dalam mendeteksi sentimen positif,

meskipun masih menghadapi tantangan dalam mengenali sentimen negatif akibat ketidakseimbangan kelas pada data pelatihan. Pengujian *real-time* juga memperlihatkan bahwa mayoritas berita yang diklasifikasikan berada pada kategori *real-time* dan *semi real-time* dengan waktu pemrosesan rata-rata hanya beberapa detik per berita, sehingga sistem layak digunakan untuk pemantauan sentimen harian.

Secara keseluruhan, BiLSTM terbukti efektif sebagai pendekatan utama untuk analisis sentimen berita saham berbahasa Indonesia dan berpotensi menjadi fondasi bagi pengembangan sistem pendukung keputusan investasi yang lebih responsif dan berbasis data pada penelitian selanjutnya.

REFERENSI

[1] Kustodian Sentral Efek Indonesia, "Statistik Pasar Modal Indonesia," 2025. [Online]. Available: www.ksei.co.id

[2] A. Alamsyah *et al.*, "Deciphering news sentiment and stock price relationships in Indonesian companies: an AI-based exploration of industry affiliation and news co-occurrence," *Discover Artificial Intelligence*, vol. 5, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1007/s44163-025-00350-5.

[3] A. P. Adhi, K. Umuri, and G. Triyono, "SENTIMENT ANALYSIS AND ENTITY DETECTION ON NEWS HEADLINES TO SUPPORT INVESTMENT DECISIONS," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 5, no. 6, pp. 1801–1810, Dec. 2024, doi: 10.52436/1.jutif.2024.5.6.3434.

[4] F. P. Putra, M. R. Dewi, and F. Hibatullah, "Analisis Sentimen Pasar melalui Berita Finansial untuk Prediksi Harga Saham PT Bank Rakyat Indonesia Tbk," *IJAI (Indonesian Journal of Applied Informatics)*, vol. 9, pp. 124–137, 2024.

[5] L. Shahrzadi, A. Mansouri, M. Alavi, and A. Shabani, "Causes, consequences, and strategies to deal with information overload: A scoping review," *International Journal of Information Management Data Insights*, vol. 4, no. 2, Nov. 2024, doi: 10.1016/j.jjimei.2024.100261.

[6] Reza Nur Fadila *et al.*, "Media, Komunikasi, dan Jurnalistik di Era Digital," 2024.

[7] O. N. Akande, M. O. Lawrence, and P. Ogedebe, "Application of bidirectional LSTM deep learning technique for sentiment analysis of COVID-19 tweets: post-COVID vaccination era," *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, vol. 10, no. 1, Nov. 2023, doi: 10.1186/s43067-023-00118-w.

[8] U. B. Mahadevaswamy and P. Swathi, "Sentiment Analysis using Bidirectional LSTM Network," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2022, pp. 45–56. doi: 10.1016/j.procs.2022.12.400.

[9] W. Zhang, Y. Deng, B. Liu, S. J. Pan, and L. Bing, "Sentiment Analysis in the Era of Large Language Models: A Reality Check," May 2023, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/2305.15005

[10] N. Afrianto, "Prediksi Saham dengan Bidirectional LSTM dan Analisis Sentimen," 2022.

[11] Christophorus Bintang Saputra and D. P. Koesrindartoto, "Pemanfaatan Analisis Sentimen Youtube untuk Prediksi Harga Saham: Studi pada Investor Retail Indonesia," *Jurnal Manajemen*, vol. 21, no. 1, pp. 1–17, Jul. 2024, doi: 10.25170/jm.v21i1.5184.

[12] M. K. Pasaribu *et al.*, "Utilizing X Sentiment Analysis to Improve Stock Price Prediction Using Bidirectional Long Short-Term Memory," *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi*, vol. 18, no. 1, pp. 103–111, Dec. 2024, doi: 10.21609/jiki.v18i1.1428.

[13] J. Hartanto, T. Liundi, R. Sutoyo, and E. W. Andangsari, "ID-SMSA: Indonesian stock market dataset for sentiment analysis," *Data Brief*, vol. 60, Jun. 2025, doi: 10.1016/j.dib.2025.111571.

[14] K. L. Tan, C. P. Lee, and K. M. Lim, "A Survey of Sentiment Analysis: Approaches, Datasets, and Future Research," Apr. 01, 2023, *MDPI*. doi: 10.3390/app13074550.

[15] Dhimas Fitrian Haryanto and Edi Wibowo, "Pengaruh Harga Saham, Return Saham, dan Pelatihan Pasar Modal terhadap Minat Investasi," *Lokawati : Jurnal Penelitian Manajemen dan Inovasi Riset*, vol. 2, no. 5, pp. 280–292, Aug. 2024, doi: 10.61132/lokawati.v2i5.1203.

[16] D. Musfiroh, U. Khaira, P. E. P. Utomo, and T. Suratno, "Analisis Sentimen terhadap Perkuliahan Daring di Indonesia dari Twitter Dataset Menggunakan InSet Lexicon," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 1, pp. 24–33, 2021.

[17] R. N. S. P. Zhafirah, R. Ade, and B. S. Erwin, "Analisis Pengaruh Normalisasi Teks pada Klasifikasi Sentimen Ulasan Produk Kecantikan," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 9, 2022.

[18] W. Chen, Y. Su, Y. Shen, Z. Chen, X. Yan, and W. Wang, "How Large a Vocabulary Does Text Classification Need? A Variational Approach to Vocabulary Selection," Apr. 2019, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1902.10339

[19] A. A. Pratiwi and M. Kamayani, "Perbandingan Pelabelan Data dalam Analisis Sentimen Kurikulum Proyek di platform TikTok: Pendekatan Naïve Bayes," *Jurnal Eksplora Informatika*, vol. 14, no. 1, pp. 96–107, Sep. 2024, doi: 10.30864/eksplora.v14i1.1093.

[20] M. Belal, J. She, and S. Wong, "Leveraging ChatGPT As Text Annotation Tool For Sentiment Analysis," Jun. 2023, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/2306.17177

[21] P. G. Andersson, "A Note on Confidence Intervals for a Binomial p: Andersson–Nerman vs. Wilson," *Stat*, vol. 13, no. 4, Dec. 2024, doi: 10.1002/sta4.70027.

[22] S. Greenland *et al.*, "Statistical tests, P values, confidence intervals, and power: a guide to misinterpretations," *Eur J Epidemiol*, vol. 31, no. 4, pp. 337–350, Apr. 2016, doi: 10.1007/s10654-016-0149-3.

[23] A. Ahadi Ningrum, "Penerapan Framework Flask Pada Machine Learning Dalam Memprediksi Umur Transformer," *KONVERGENSI*, vol. 19, no. 2, pp. 51–59, 2023.

[24] N. Setiawan, "PENENTUAN UKURAN SAMPEL MEMAKAI RUMUS SLOVIN DAN TABEL KREJCIE-MORGAN: TELAAH KONSEP DAN APLIKASINYA," 2007.